

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE  
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE MENTOURI CONSTANTINE  
FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR  
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

THESE

Présentée pour l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences

PAR

**Mlle SERIEF Chahira**

~THEME~

**EXTRACTION AUTOMATIQUE DE POINTS D'INTERET A BASE DE  
LA TRANSFORMEE EN CONTOURLETS NON SOUS-  
ECHANTILLONNEE POUR LE RECALAGE DES IMAGES**

**DIRECTEUR DE THESE : PROFESSEUR MOURAD BARKAT  
UNIVERSITE AMERICAINE SHARJAH EMIRATS ARABES UNIS**

**SOUTENANCE LE : 15 /JUILLET/ 2009**

**Devant le jury:**

<b><u>Président:</u></b>	<b>Mr. Abdelhak BENNIA</b>	<b>Prof.</b>	<b>Université de Constantine</b>
<b><u>Rapporteur:</u></b>	<b>Mr. Malek BENSLAMA</b>	<b>Prof.</b>	<b>Université de Constantine</b>
<b><u>Examineurs:</u></b>	<b>Mme Aichouche BELHADJ AISSA</b>	<b>Prof.</b>	<b>Université USTHB-Alger</b>
	<b>Mr. Djamel BENATIA</b>	<b>Prof.</b>	<b>Université de Batna</b>
	<b>Mr. Toufik LAROUSI</b>	<b>M.C</b>	<b>Université de Constantine</b>
<b><u>Invité:</u></b>	<b>Mr. Tahar IFTENE</b>	<b>M.R</b>	<b>ASAL-Alger</b>

*A celle que j'aime plus que tout au monde, ma très chère mère  
A la mémoire de mon père, qu'Allah ait pitié de son âme  
A mon petit ange Iyed  
Aux martyrs de Gaza*

*«Ainsi la recherche passe par des moments durables et distincts; intuition, aveuglement, exaltation et fièvre. Elle aboutit un jour à cette joie et connaît cette joie celui qui est passé par ces moments singuliers»*

*Albert Einstein*

# *Acknowledgements*

Although I can swear I wrote every letter of this document, I know it could not have been carried out without the help and guidance of many people all of whom I am grateful to.

First and foremost, I am particularly indebted to my advisor Prof. Dr. Mourad Barkat from American University of Sharjah for believing in me in the first place, for his patience and for his limitless enthusiasm for research. Without his support and guidance, this work would not have been possible.

I address my deep thanks to my co-advisor Prof. Benslama from university of Constantine for his guidance and availability.

I would like to thank the members of my dissertation committee, Prof. Bennis for accepting to examine my work and to preside over the committee, and Prof. Belhadj Aissa, Prof. Benatia, Dr. Laroussi, and M. Iftene for participating in this committee and for examining this document.

Sincere thanks, in particular, are due to Dr. Bentoutou from National Center of Space Techniques for his continual aid and support for the ongoing work and for his readiness to be always available when required. Our discussions will remain in lasting memory. I deeply appreciate his help in making this work as complete as possible.

My foremost thanks go to all my friends and acquaintances I met while in Arzew, too numerous to list here. I am also more than grateful to all the friends I left behind but who have not forgotten me nevertheless.

Last but not least, I would have never got this work without the support and love of my mother and Family. Let this be a gratification to you

*Chahira*

Arzew, July 2009

# Résumé

Problématique centrale en analyse et traitement d'images, le recalage d'images pourrait se résumer par le déplacement ou la déformation d'une image afin qu'elle ressemble le plus possible à une autre. Le choix des attributs utilisés pour guider le recalage est le point crucial d'une solution de recalage efficace. L'objectif principal de cette thèse consiste à participer à l'état de l'art relatif au recalage des images, notamment en proposant un nouvel algorithme automatique destiné à servir principalement dans le domaine de télédétection et le domaine médical. La thématique générale de cette thèse s'est orientée vers le problème de détection de caractéristiques qui revêt une importance particulière du fait qu'elle conditionne le reste du processus de recalage. Ainsi, la contribution principale de cette thèse est d'avoir développé une nouvelle méthode rapide et fiable d'extraction de points d'intérêt. Notre but a été d'investiguer le potentiel d'une transformée multirésolution directionnelle, en l'occurrence, la transformée en contourlets non sous-échantillonnée dans la détection de points d'intérêt dans les images en niveau de gris. L'évaluation comparative du détecteur développé par rapport à deux détecteurs de points d'intérêt bien connus a montré que le nouveau détecteur se révèle plus performant en termes des critères suivants: détection, localisation et temps de calcul. Une deuxième contribution de la présente thèse est d'avoir proposé un nouvel algorithme de recalage automatique des images médicales et satellitaires en se basant sur le détecteur de points d'intérêt développé. Les résultats expérimentaux ont montré l'efficacité de cet algorithme à recalcr des images médicales ainsi que des images satellitaires avec précision sous-pixelique.

**Mots-clés:** Détection de points d'intérêt, Transformée en contourlets non sous-échantillonnée (NSCT), Recalage d'images, Images satellitaires, Images d'angiographie soustraite numérique (DSA)

# ملخص

تعتبر عملية مطابقة الصور من المشكلات الرئيسية في تحليل و معالجة الصور المأخوذة من زوايا رؤية مختلفة أو على فترات زمنية مختلفة أو بآليات مختلفة. عملية مطابقة الصور هي عملية تحويل أو تشويه صورة هندسيا بحيث تطابق صورة أخرى إلى أقصى حد. بمعنى آخر، مطابقة الصور هي عملية نقل صورتين أو أكثر إلى نظام إحداثي موحد.

يعتبر اختيار معالم الصور، المستخدمة في توجيه عملية المطابقة، من النقاط الحساسة التي يجب أخذها بعين الاعتبار عند تطوير طريقة جديدة لمطابقة الصور.

إن الهدف الرئيسي لهذه الأطروحة هو اقتراح خوارزمية آلية جديدة لمطابقة الصور تعتمد على مطابقة معالم الصور و تستخدم أساسا في مجال الاستشعار عن بعد و المجال الطبي.

تتمثل المساهمة الرئيسية لهذا البحث في تطوير طريقة جديدة سريعة و موثوقة لكشف و استخراج النقاط المثيرة للاهتمام المعروفة بنقاط التحكم و التي تستخدم في توجيه عملية مطابقة الصور.

هدف هذا العمل كان استغلال قدرات واحدة من تحويلات الصور متعددة-السلم و متعددة-الاتجاهات المطورة مؤخرا، ألا و هي *la transformée en contourlets non sous-échantillonnée*، في كشف النقاط المثيرة للاهتمام.

أظهرت النتائج التجريبية فعالية هذه الخوارزمية في مطابقة الصور الطبية وصور الأقمار الصناعية بدقة كبيرة.

# Abstract

The problem of image registration, when two or more images of approximately the same scene or objects have to be geometrically aligned, arises in virtually all disciplines where digital images are used for analysis of the underlying objects or processes, including biomedical, remote sensing and computer vision. In all cases, the fundamental goal is the same: it is necessary to design fast and robust algorithms that would perform automatic image registration. One way of the main issues that needs to be addressed when developing a registration algorithm is what type of information should be extracted from the images being registered, to be used in the search of the geometric transformation that best aligns them. There are many different types of information in the images that can be used for registration, including original intensities, edges, point features or corners.

The contributions of this thesis are twofold. First, a new efficient and fast corner detector for gray-level images is developed. This new approach is motivated by the recent developments on new two-dimensional directional multiresolution image representations. It exploits a recent nonsubsampling directional multiresolution image representation, called nonsubsampling contourlet transform (NSCT), to capture significant two-dimensional image point features across spatial and directional resolutions. The comparative evaluation against two well-known corner detectors clearly indicates the improved performance of the proposed method in terms of the following criteria: detection, localization, and complexity. Second, based on the proposed NSCT-based corner detector, a new automatic registration algorithm is designed for medical imaging and remote sensing applications. The developed algorithm has been successfully applied to the registration of digital X-ray angiography images and multitemporal satellite images.

# Table des Matières

<b>Liste des Illustrations</b>	<b>vi</b>
<b>Liste des Tableaux</b>	<b>x</b>
<b>1 Introduction Générale</b>	<b>1</b>
1.1 Contexte.....	1
1.2 Le recalage d'images.....	3
1.3 Problématique et objectif.....	5
1.4 Cadre spécifique.....	8
1.5 Contributions et guide de lecture.....	10
<b>2 Nouvelles Représentations d'Images au-delà des Ondelettes</b>	<b>13</b>
2.1 Introduction.....	14
2.2 Motivation pour de nouvelles transformées.....	15
2.2.1 La géométrie des images.....	15
2.2.2 Succès et échecs des bases d'ondelettes.....	17
2.2.3 Solution.....	23
2.3 Etat de l'art des nouvelles transformées.....	26
2.3.1 Approches adaptatives.....	27
2.3.1.1 Beamlets.....	27
2.3.1.2 Wedgelets.....	27
2.3.1.3 Bandelettes.....	28

2.3.2	Approches à bases fixes ou non adaptatives.....	30
2.3.2.1	Approches d'amélioration des ondelettes classiques...	31
2.3.2.2	Les transformées géométriques.....	31
a)	Transformée de Radon.....	31
b)	Transformée cortex.....	32
c)	Ridgelets.....	33
d)	Curvelets.....	34
2.4	Transformée en Contourlets.....	36
2.5	Transformée en Contourlets non sous échantillonnée.....	40
2.6	Etude comparative des différentes transformées.....	44
2.7	Conclusion.....	45
<b>3</b>	<b>Extraction Automatique de Points d'Intérêt Basée sur la NSCT</b>	<b>46</b>
3.1	Introduction.....	47
3.2	Choix de points d'intérêt.....	48
3.3	Historique des méthodes existantes.....	49
3.3.1	Approches à base de modèles.....	50
3.3.2	Approches à base de géométrie.....	51
3.3.2.1	Méthodes basées sur les contours.....	51
3.3.2.2	Méthodes basées sur les niveaux de gris.....	53
3.3.3	Approches à base d'ondelettes.....	58
3.4	Evaluation des détecteurs de points.....	60
3.5	Enjeu de cette recherche.....	61
3.6	Approche proposée.....	62
3.6.1	Modèle d'interaction d'échelle ( <i>scale-interaction</i> ).....	63
3.6.2	Algorithme proposé.....	63

3.7	Résultats illustratifs et comparaisons.....	67
3.8	Conclusion.....	72
<b>4</b>	<b>Recalage Automatique des Images Satellitaires Multitemporelles Basé sur la NSCT</b>	<b>73</b>
4.1	Introduction.....	74
4.2	Revue des travaux existants en imagerie satellitaire.....	75
4.3	Motivation et objectif.....	78
4.4	Alsat-1: Premier pas de l'Algérie dans l'espace.....	79
4.5	Algorithme de recalage proposé.....	80
4.5.1	Sélection automatique des points candidats.....	81
4.5.2	Appariement ou mise en correspondance des points candidats	82
4.5.2.1	Caractérisation locale des points d'intérêt.....	84
4.5.2.2	Les moments.....	84
4.5.2.3	Les moments de Zernike.....	86
4.5.2.4	Calcul des scores d'appariement.....	86
4.5.2.5	Procédure d'appariement.....	87
4.5.2.6	Processus de mise en correspondance.....	87
4.5.3	Estimation du modèle de transformation et rejet des outliers....	88
4.5.3.1	Modèles linéaires.....	89
4.5.3.2	Modèles non linéaires.....	90
4.5.3.3	Modèle de déformation retenu.....	92
4.5.4	Déformation d'image et rééchantillonnage.....	93
4.6	Expérimentation et résultats.....	93
4.7	Conclusion.....	99

<b>5</b>	<b>Recalage Elastique des Images d'Angiographie Soustraite Numérique Basé sur la NSCT</b>	<b>100</b>
5.1	Motivation.....	101
5.2	Angiographie par rayons X.....	104
5.2.1	Qu'est ce que l'angiographie par rayon X?.....	104
5.2.2	Comment s'effectue une angiographie, en pratique?.....	104
5.2.3	A quoi ça sert?.....	106
5.3	Imagerie angiographique.....	108
5.4	Angiographie soustraite numérique (DSA).....	109
5.4.1	Principe de la DSA.....	109
5.4.2	Acquisition des images DSA.....	111
5.4.3	Avantages de l'angiographie numérisée.....	112
5.4.4	Limitations de l'angiographie numérisée.....	113
5.4.5	Artefacts de mouvement et les solutions possibles.....	113
5.4.5.1	Solutions liées au patient et à l'acquisition.....	114
5.4.5.2	Solutions basées sur le traitement d'images.....	115
5.5	Techniques automatiques de recalage en angiographie soustraite.....	116
5.6	Spécificité du problème de recalage en imagerie angiographique.....	119
5.7	Une approche efficace pour le recalage d'images d'angiographie soustractive.....	120
5.8	Contribution.....	120
5.9	Schéma de recalage adopté.....	121
5.9.1	Détection de points de contrôle.....	121
5.9.2	Appariement des points candidats.....	122
5.9.3	Estimation du modèle de déformation et rejet des outliers.....	123
5.9.4	Déformation de l'image masque et rééchantillonnage.....	125

5.10 Résultats expérimentaux.....	127
5.11 Conclusion.....	130
<b>6 Conclusion Générale et Perspectives</b>	<b>134</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>139</b>
<b>Publications/Communications</b>	<b>158</b>

# Liste des Illustrations

Figure	Titre	Page
2.1	Exemples d'images à géométrie variable. (a) image géométrique simple. (b) bande dessinée. (c) image naturelle. (d) couches sismiques. (e) nervures du bois. (f) fluide turbulent.....	16
2.2	La lumière blanche est le résultat d'un mélange de couleurs primaires. Cela a été découvert par Newton en 1672 [15].....	18
2.3	Fonction 1D, transformée en ondelettes, et approximation $f_M$ obtenue en gardant 10% des coefficients.....	20
2.4	Exemple d'un triplet de fonctions ondelettes en 2D.....	22
2.5	La transformée en ondelettes d'une image. (a) L'image «Peppers». (b) Les coefficients significatifs des ondelettes sont indiqués en blanc, ils sont localisés sur les bords des objets de l'image.....	23
2.6	Les ondelettes versus la nouvelle méthode: illustrant comment les ondelettes ayant des supports carrés peuvent capturer des discontinuités ponctuelles seulement, tandis que la nouvelle méthode ayant des supports allongés peuvent capturer des segments de contours linéaires et peuvent, ainsi, représenter efficacement les contours lisses avec moins de coefficients. [28].....	24
2.7	(en haut) L'image originale, (au milieu) la reconstruction par wedgelets, et (en bas) la grille des wedgelets superposée à l'image originale [42].....	28
2.8	(a) Exemple d'un flux géométrique dans une région. Chaque flèche est un vecteur du flux. (b) Exemple de segmentation adaptative en carrés dyadiques d'une image et son flux géométrique [40].....	30

2.9	Transformée de Radon.....	32
2.10	L'image BigMac (256x256 pixels), et les étapes de l'analyse par Curvelets.....	35
2.11	Représentations d'image par Ondelettes et Contourlets. (a) Exemples de cinq fonctions de base pour la transformée en ondelettes 2-D. (b) Exemples de quatre fonctions de base pour la transformée en contourlets.....	37
2.12	(a) Illustration de l'implantation des contourlets à l'aide d'un banc de filtres pyramidal directionnel (PDFB). (b) Exemple de partitionnement fréquentiel par la transformée en contourlets. L'illustration est issue de [28].....	38
2.13	La transformée en Contourlet de l'image "Zoneplate". L'image est décomposée en deux niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en quatre et huit sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc.....	39
2.14	La transformée en contourlet non sous-échantillonnée. (a) Schéma bloque de l'implantation de la NSCT à l'aide d'un banc de filtre pyramidal directionnel non sous-échantillonné. (b) le partitionnement fréquentiel résultant, où le nombre de directions augmente avec la fréquence.....	42
2.15	La transformée en contourlets non sous-échantillonnée de l'image "Zoneplate". L'image est décomposée en quatre niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en 1, 2, 4, et 8 sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc. (a) L'image originale. (b) Sous-bande passe-bas. (c), (d), (e), (f) Sous-bandes directionnelles passe-bande.....	43
3.1	Le semeur de «Van Gogh».....	50
3.2	Modèle théorique d'un coin.....	51
3.3	Organigramme de l'algorithme proposé de détection de coins à base de la NSCT.....	66
3.4	Résultats de l'extraction des points d'intérêt utilisant (a) le détecteur proposé à base de la NSCT, (b) le détecteur de Kovesei, (c) le détecteur de Harris avec $\sigma=1$ , et (d) le détecteur de Harris avec $\sigma=3$ .....	69

3.5	Résultats de l'extraction des points d'intérêt utilisant (a) le détecteur proposé à base de la NSCT, et (b) le détecteur de Kovesi. (c) Carte des caractéristiques NSCT marquée par les coins détectés, (d) Carte des caractéristiques de congruence de phase marquée par les coins détectés.....	71
4.1	Alsat-1: Premier Microsatellite Algérien.....	80
4.2	Alsat-1 du Parc Monchique (Portugal) prise le 12 Août. 2003 © CNTS 2003.....	80
4.3	Les points candidats détectés (indiqués par des carrés). Carte de caractéristiques de l'image référence (a) et l'image référence (b) marquées par les points extraits. Carte de caractéristiques de l'image d'entrée (c) et l'image d'entrée (d) marquées par les points extraits.....	83
4.4	Exemples synthétiques illustrant l'effet de différents types de transformations (cas 2D) [167].....	89
4.5	Recalage de la version déformée de l'image «lyed». Les paramètres de transformation appliqués sont : translation par ( $t_x=10$ pixels, $t_y=20$ pixels), rotation par $\theta = -10^\circ$ , et changement d'échelle par $s = 115\%$ . (a) L'image «lyed» originale marquée par les points de contrôle extraits. (b) La version déformée de l'image «lyed» marquée par les points de contrôle extraits. (c) Résultat du recalage par l'algorithme proposé.....	95
4.6	Recalage des images Alsat-1 de la région d'Oran (Algérie) acquises à des dates différentes. (a) L'image de référence. (b) L'image secondaire. (c) L'image secondaire recalée obtenue après l'application de l'algorithme proposé. (d) Le résultat de recalage.....	98
5.1	Angiogramme d'artère carotide et d'artères du cerveau.....	105
5.2	Appareil d'angiographie à rayons X.....	107
5.3	Exemple d'angiogrammes coronaires montrant une artère coronaire bloquée avant que l'angioplastie soit pratiquée (en haut) et après l'angioplastie, lorsque l'artère est débloquée (en bas).....	108

5.4	Exemple d'une angiographie digitalisée soustraite montrant un genou. (a) Image masque. (b) Une image de contraste. (c) Image de différence entre l'image contraste et l'image masque en l'absence de mouvements du patient. (d) Image de différence entre l'image contraste et l'image masque en présence de mouvements du patient. Noter les artefacts de mouvement perceptibles.....	111
5.5	Séquence angiographique des artères coronaires.....	112
5.6	Recalage d'images cérébrales par la méthode manuelle <i>pixel-shifting</i> . (a) Image masque. (b) Image contraste. (c) Résultat de la soustraction originale montrant des artefacts de mouvement considérables. (d) Résultat de la soustraction après recalage par la méthode standard <i>pixel-shifting</i> montrant des corrections locales seulement.....	117
5.7	Les points candidats détectés (indiqués par des carrés). (a) L'image masque marquée par les points extraits. (b) L'image contraste marquée par les points extraits.....	123
5.8	Résultats du recalage des images périphériques. (a) Image masque. (b) Image contraste. (c) Soustraction originale de l'image contraste d'image masque montrant un non alignement remarquable de la structure tissulaire. (d) L'image masque recalée par l'algorithme proposé. (e) Résultat de la soustraction après l'application de l'algorithme de recalage proposé. La plupart des artefacts ont disparu.....	131
5.9	Résultats du recalage des images coronaires. (a) Image masque. (b) Image contraste. (c) Résultat de la soustraction originale montrant des artefacts de mouvement cardiaque considérables. (d) L'image masque recalée par l'algorithme proposé. (e) Résultat de la soustraction après l'application de l'algorithme de recalage proposé. La plupart des artefacts ont disparu.....	132

# Liste des Tableaux

Tableau	Titre	Page
3.1	Temps de calcul pour l'extraction de coins. CPU: 800 MHz.....	70
3.2	Taux de détection de points d'intérêt pour le cas d'une image réelle.....	70
4.1	Comparaison des paramètres estimés par l'algorithme de recalage proposé avec les paramètres réels.....	96
4.2	Les RMSEs calculées aux points de contrôle (en pixels)....	96
4.3	Les RMSEs calculées aux points de contrôle (en pixels)....	97
5.1	L'erreur <i>Root Mean Square</i> (RMSEs) calculée aux points de contrôle (en pixels).....	133
5.2	Comparaison des résultats de la méthode de recalage à base de la NSCT proposée avec les résultats de la méthode à base des moments invariants combinés [222], en termes de la <i>RMSE</i> totale.....	133

# Chapitre 1

## Introduction Générale

### 1.1 CONTEXTE

Le traitement d'images joue désormais un rôle prépondérant dans un grand nombre de domaines tels que l'imagerie médicale, satellitaire ou optique. La quantité des données, souvent importante, peut être allégée grâce à une automatisation de l'analyse et de l'interprétation des images.

Une des problématiques majeures en traitement d'images est de pouvoir analyser et traiter plusieurs images dans un référentiel commun pour regrouper ou comparer leurs informations respectives. Ce problème, connu sous le nom de recalage (ou alignement), est nécessaire dès qu'il s'agit de confronter plusieurs sources d'information acquises à des temps différents, par des capteurs différents ou à partir de vues différentes. Le recalage d'images, en anglais *registration*, fait référence à la procédure ayant pour but de trouver une transformation géométrique reliant deux ou plusieurs images. Le but est de situer les images dans un même repère géométrique. C'est un domaine de recherche aux multiples applications et impliquant un vaste nombre de techniques d'imagerie numérique. Cette multiplicité provient essentiellement de la notion assez générale de *lien* entre images: les méthodes de recalage interviennent en fait à chaque fois qu'une correspondance spatiale entre images est requise. Les applications qui s'en déduisent sont aussi nombreuses que variées.

Le champ d'application le plus important au regard du nombre de publications est celui de l'imagerie médicale. En effet, la multiplicité des techniques d'imagerie amène les médecins à faire la synthèse d'informations diversifiées. La complémentarité des informations fournies est une richesse, tant sur le plan du diagnostic que de la thérapie. Le recalage de ces images multi-modales permet de confronter et corrélérer l'information hétérogène pour détecter des tumeurs et diagnostiquer des maladies ou même pour guider certaines opérations chirurgicales ou de faire du suivi postopératoire.

En imagerie satellitaire et aérienne, le recalage est utilisé pour superposer des images d'une même région, obtenues à des instants, des altitudes, des positions différentes, avec des capteurs différents. En effet, de nombreuses tâches nécessitent de disposer d'images parfaitement superposables entre elles. Les techniques de fusion de données en sont un exemple ainsi que les approches par classification multi-critères et la détection de changements.

En vision par ordinateur, le recalage est utile pour des applications diversifiées, telles que la segmentation, la reconnaissance et la reconstruction des objets, le suivi de mouvement, etc.

Bien que ce sujet de recherche ait été largement étudié par la communauté scientifique, il n'est pas encore totalement résolu vu la complexité des nouvelles images, leur diversité et l'apparition de nouvelles contraintes.

La diversité des domaines de traitement d'images et des types d'images a conduit à chercher des approches de recalage spécifiques et limitées à des problèmes bien précis. Plusieurs techniques ont été ainsi proposées dans la littérature en fonction des applications visées.

C'est dans ce contexte général, qui est le recalage des images bidimensionnelles 2D (les problèmes de recalage peuvent être traités dans un espace en 2 ou 3 dimensions), que se situe le travail de recherche présenté dans la présente thèse. Deux contextes d'application sont visés : l'imagerie satellitaire et l'imagerie médicale.

## 1.2 LE RECALAGE D'IMAGES

Le recalage d'images est un problème remontant aux années 1980. En fait, il y a de multiples raisons pour lesquelles on peut s'intéresser à ce genre de traitement, et pratiquement chacune a des propriétés différentes. Les algorithmes de recalage sont de ce fait assez nombreux et variés. Faire un état de l'art des différentes méthodes de recalage s'avère donc délicat. En effet, la pléthore des approches et des inspirations, des formalismes et des cadres de travail, des applications et des évaluations, due en partie à la relative absence de comparaison entre algorithmes, peut être paralysante. Cependant, nombre d'auteurs se sont attelés à cette lourde tâche. On citera par exemple Brown [1], Glasbey et Mardia [2] ou plus récemment Zitova et Flusser [3].

Si l'on devait résumer le recalage d'images en une phrase, on pourrait dire que cela consiste à déplacer ou à déformer une image de manière à ce qu'elle ressemble à une autre. Dès lors, un certain nombre de questions viennent à l'esprit : quelles informations utiliser pour guider le recalage? Comment définir la ressemblance entre deux images? Comment déformer une image? Comment trouver la meilleure déformation? Ces questions mènent aux quatre critères caractérisant une méthode de recalage proposés par Brown dans un article fondamental [1]:

- **Espace de recherche:** cela correspond à la notion de «*search space*» dans [1]. Il est défini par la nature du modèle de déformation qui conditionne la manière dont l'image est géométriquement modifiée. Ce modèle peut être global ou local et est caractérisé par un certain nombre de degré de liberté;
- **Espace des caractéristiques:** cela correspond à la notion de «*feature space*» dans [1]. Il s'agit d'un ensemble d'attributs, extraits des images, qui permettent de guider le recalage. Ils doivent donc être représentatifs des caractères communs des images. On distingue habituellement les caractéristiques extrinsèques à l'image, basées sur des marqueurs *ad hoc*, introduits *a priori* dans l'espace image, des caractéristiques intrinsèques, calculées à partir de l'image elle-même (par exemple les niveaux de gris ou des primitives géométriques

extraites). Dans le premier cas surtout utilisé en imagerie médicale, des objets artificiels réagissant de manière identifiable à l'appareil d'acquisition, sont utilisés afin de faire office de marqueurs;

- **Mesure de similarité:** elle correspond à la notion de «*similarity measure*» dans [1]. Elle définit une certaine distance entre les attributs des images afin de quantifier la notion de ressemblance;
- **Stratégie de recherche:** Elle correspond à la notion de «*search strategy*» dans [1]. Cette dernière partie concerne la stratégie utilisée pour déterminer la meilleure transformation au sens d'un certain critère de similarité dans l'espace de recherche défini par le modèle de déformation. La nature de la mesure de similarité dicte généralement les grandes lignes de la stratégie à adopter.

Soit  $I_1$  et  $I_2$  les images à recalcr, le processus général du recalage peut être résumé formellement de la manière suivante:

$$\tilde{T} = \arg \max_T S (f_1(I_1), f_2(T(I_2))) \quad (1.1)$$

Avec:

- $\tilde{T}$  la transformation recherchée,
- $f_1$  et  $f_2$  les fonctions extrayant des caractéristiques des images,
- $S$  une fonction de similarité, définie sur l'espace des caractéristiques extraites par  $f_1$  et  $f_2$ ,
- et « $\arg \max_T$ » la procédure d'optimisation de la mesure de similarité, recherchant le maximum dans l'espace de recherche défini par les paramètres de  $T$ .

Même si ces catégories ne forment pas à proprement parler des étapes distinctes de toutes les méthodes de recalage, il est généralement admis qu'il est possible de s'y ramener dans la plupart des cas.

La physique de formation des images, les caractéristiques géométriques et matérielles de la scène (objets, caméra,...) et les contraintes techniques et expérimentales sont tous des facteurs déterminants qu'une technique de

recalage efficace doit être capable de prendre en compte. Par conséquent, les critères suivants doivent être pris en considération lors de la conception d'un système de recalage automatique :

- *La précision*: elle fait référence à la concordance entre la mesure et la référence. Elle s'exprime généralement en calculant une erreur entre la mesure et une valeur de référence appelée «vérité terrain» (*ground truth*);
- *La robustesse*: c'est la performance d'une méthode en présence de perturbations telles que la variabilité intrinsèque des données.
- *La complexité fonctionnelle et le coût calculatoire*: ce sont les caractéristiques de mise en œuvre d'une technique. La complexité fonctionnelle détermine le degré d'interaction Homme-Machine nécessaire (initialisation manuelle, semi-automatique ou automatique). Le coût calculatoire conditionne le contexte applicatif de la technique.

Selon les applications visées, les techniques de recalage développées privilégient certains critères par rapport à d'autres ou cherchent simplement à établir un compromis.

### 1.3 PROBLEMATIQUE ET OBJECTIF

Dans une tentative de développer une méthode de recalage entièrement automatique et qui est à la fois robuste, rapide et précise, l'accent est mis dans cette thèse sur l'espace des caractéristiques. Ce dernier a un grand effet sur l'ensemble du processus de recalage. En effet, le choix des attributs utilisés pour guider le recalage est le point crucial d'une solution de recalage efficace. Ce dernier est largement conditionné par la nature des images à traiter. Deux approches se distinguent : les méthodes géométriques et les méthodes iconiques (qualifiées aussi de méthodes denses). Les méthodes géométriques (en anglais, l'expression *feature-based* est plus usitée) consistent à extraire (manuellement ou automatiquement) des primitives géométriques de l'image (points, courbes ou surfaces) et à les mettre en correspondance. Les

approches iconiques (traduction de *intensity-based*) utilisent l'ensemble de l'information portée par les niveaux de gris de l'image, soit directement en comparant les intensités, soit en comparant les valeurs de l'image ayant subi un traitement (par exemple des caractéristiques différentielles de l'image ou ses transformées telles que la transformée de Fourier ou la transformée en ondelettes). Par ailleurs, des méthodes hybrides combinant ces différentes approches ont aussi été proposées.

Dans la présente thèse, nous nous sommes plus précisément intéressés aux approches géométriques. Le choix de cette classe de méthodes s'est fait sur les arguments suivants. Tout d'abord, le principal avantage des approches géométriques est la manipulation d'une représentation compacte de l'image, ayant pour conséquence une charge calculatoire beaucoup plus faible que dans le cas des méthodes iconiques. D'autre part, ces méthodes se sont révélées plus adaptées aux situations où des changements d'illumination sont attendus ou une analyse de données multicapteurs ou multimodales est demandée [3]. De plus, les primitives utilisées portent une information de haut niveau, souvent plus discriminante que l'information d'intensité. Enfin, ces méthodes sont relativement faciles à mettre en œuvre par rapport aux autres classes de méthodes et ont tendance à donner des résultats plus précis puisque les primitives sont généralement plus fiables et informatives que l'intensité ou les valeurs radiométriques [4].

Indépendamment des images utilisées et l'application visée, le mode général des méthodes géométriques de recalage consiste en une série de quatre étapes :

- **Détection de caractéristiques:** des caractéristiques saillantes et distinctives (primitives) sont manuellement ou, de préférence automatiquement, détectés. Le choix de ces primitives doit être guidé par un certain nombre de propriétés [3] : détection facile et précise, répartition sur l'ensemble de l'image, robustesse au bruit, aux artefacts et aux différents changements liés à l'acquisition. Trois types de primitives géométriques peuvent être distingués : les points, les courbes et les surfaces.

- **Appariement ou mise en correspondance :** dans cette étape, la correspondance entre les caractéristiques détectées dans les images à recaler est établie. Une variété de mesures de similarité est utilisée à cette fin.
- **Estimation du modèle de transformation :** se basant sur l'ensemble des caractéristiques homologues, le type et les paramètres du modèle de transformation géométrique, qui aligne le mieux une image par rapport à l'autre, sont estimés.
- **Déformation de l'image et rééchantillonnage :** l'une des images est transformée par le biais du modèle estimé et rééchantillonnée en utilisant une méthode d'interpolation. L'interpolation intervient ici pour les raisons suivantes: le problème de recalage, pourtant défini pour un domaine continu, s'applique en pratique à un domaine discret. Les images sont en effet définies sur un nombre fini de points formant une grille régulière. Ainsi, un point présent sur l'image ayant subi la transformation ne correspondra pas forcément avec un point de la grille et tombera la plupart du temps en plein milieu.

La robustesse, la précision et l'efficacité du recalage d'images dépendent de chacune de ces étapes. Les deux premières étapes, en l'occurrence, l'extraction de caractéristiques et l'appariement, sont des processus qui peuvent être développés pour fonctionner automatiquement. La sélection d'un modèle de transformation approprié peut être faite *a priori* par l'utilisateur. L'étape finale est aussi entièrement automatique. Par conséquent, en adoptant ce schéma, il est, en théorie, possible de développer des algorithmes de recalage entièrement automatiques.

Partant de ce constat, le but général de cette thèse est de prendre en considération chacun des éléments susmentionnés dans la conception d'un nouvel algorithme de recalage automatique destiné à servir principalement dans le domaine de télédétection et le domaine médical. L'accent sera mis ici sur l'étape de détection de caractéristiques qui définit le cadre spécifique dans lequel se place ce travail de thèse.

## **1.4 CADRE SPECIFIQUE**

Bien que la quantité d'information présente dans notre environnement soit énorme, le système visuel humain a la capacité de gérer et d'interpréter très efficacement les images perçues, grâce à des mécanismes permettant de représenter l'environnement sous une forme compacte, en supprimant toute information redondante et en se focalisant sur les éléments les plus saillants. Ces mécanismes d'attention visuelle guident les mouvements d'œil pour placer la fovéa sur les parties les plus saillantes de la scène explorée. Par élément visuellement saillant, on entend un élément qui ressort prioritairement lors de la perception visuelle d'une scène, au point de prendre une importance cognitive particulière.

S'il est naturel pour le système visuel humain de sélectionner rapidement les informations les plus pertinentes de l'environnement dans lequel il opère, cette tâche n'a rien d'évident pour une machine qui va, le plus souvent, devoir créer et manipuler des représentations intermédiaires. La première étape d'un processus d'analyse d'images va consister à structurer l'information contenue dans les pixels de l'image afin d'éliminer d'une part, l'information non utile à la tâche de vision et, d'autre part, d'extraire et de représenter l'information nécessaire à la poursuite du processus d'analyse. Cette information utile dépend, bien sûr, de la finalité de la tâche de vision.

La quantité abondante de données numériques nécessite des outils automatiques et performants pour la reconnaissance et la recherche de l'information pertinente.

Une variété d'éléments caractéristiques porteurs d'information pertinente existe dans les images. Parmi ces éléments caractéristiques que l'on cherche à extraire, on a longtemps cherché des méthodes robustes pour extraire des contours ou des lignes, puis des coins et des points d'intérêt. D'une part, ce sont des formes faciles à interpréter pour l'œil humain et d'autre part, elles représentent une description physique réelle de la scène contenue dans l'image.

Fondamentalement, un point d'intérêt représente la forme la plus simple des éléments caractéristiques bidimensionnels présents dans une image [5].

Les points d'intérêt (aussi appelés points saillants) sont des points caractéristiques de l'image qui sont particulièrement porteurs d'information. D'une part, ils ont la propriété de fournir à eux seuls une représentation résumée d'une image. D'autre part, ils sont caractéristiques et il y a donc peu d'ambiguïté pour définir leur mouvement, par rapport à des points de contours ou de zones uniformes. En effet, les points d'intérêt, développés tout d'abord pour la robotique, sont situés à des positions clés (habituellement des coins ou des extrema d'une fonction donnée) les rendants faciles à retrouver. De plus, ils sont enrichis par des descripteurs locaux afin d'accroître leur robustesse aux transformations usuelles (changement d'échelle et d'illumination, rotation, transformations affines). Ils forment donc des caractéristiques fiables.

Motivé par une multitude d'applications, le problème d'extraction de points d'intérêt est étudié depuis les origines du traitement d'images et la vision par ordinateur. Il intervient de manière déterminante dans le recalage d'images, en reconnaissance de formes, pour la détection et le suivi d'objets en mouvement, ou dans l'appariement stéréoscopique, etc. Cette étape de bas niveau est d'une importance capitale du fait qu'elle conditionne le reste des processus.

Bien que l'extraction de points d'intérêt dans les images ait été depuis longtemps abordée et étudiée par la communauté scientifique, il n'en reste pas moins que c'est un sujet de recherche toujours ouvert.

La différence majeure entre les nombreuses solutions proposées dans la littérature pour résoudre le problème de détection de points d'intérêt repose sur la définition même de point d'intérêt. En effet, bien que la notion de points d'intérêt semble intuitivement évidente, elle est difficile à définir de manière formelle. En conséquence, il apparaît donc plus approprié de détecter les points d'intérêt par le biais de méthodes qui sont en parfaite adéquation avec le système visuel humain.

La présente thèse a pour objectif principal de proposer une nouvelle méthode d'extraction de points d'intérêt dans les images en niveau de gris motivée par les études liées au système visuel humain. Parmi les applications

potentielles de l'extraction de points d'intérêt, nous nous intéressons plus particulièrement dans ce travail au recalage des images 2D comme nous l'avons déjà évoqué.

## 1.5 CONTRIBUTIONS ET GUIDE DE LECTURE

L'objectif principal de cette thèse consiste à participer à l'état de l'art relatif au recalage des images, notamment en proposant un nouvel algorithme automatique destiné à servir principalement dans le domaine de télédétection et le domaine médical. La thématique générale de cette thèse s'est orientée vers le problème de détection de caractéristiques qui revêt une importance particulière du fait qu'elle conditionne le reste du processus de recalage.

Outre cette introduction qui fait office à la fois de motivation et de présentation générale du problème, le manuscrit est construit autour de cinq chapitres organisés comme suit :

Le Chapitre 2 est consacré à un tour d'horizon des nouvelles transformées conçues récemment pour pallier aux problèmes induits par la transformée en ondelettes et les autres transformées de type séparable. Plutôt que de dresser un inventaire exhaustif, nous avons cherché à faire ressortir les idées majeures en les situant les unes par rapport aux autres et en présentant leurs principaux avantages et inconvénients. Nous nous attacherons plus particulièrement à la description de l'une d'entre elles qu'est la transformée en contourlets non sous-échantillonnée, NSCT [6]. Ce chapitre ne contient pas de contribution originale, en dehors d'un effort de synthèse.

Les Chapitres suivants contiennent les principales contributions présentées dans cette thèse.

Le Chapitre 3 est la clé de voûte de ce travail. En effet, la principale innovation de cette thèse, qui consiste en une nouvelle méthode rapide et robuste d'extraction de points d'intérêt, est présentée dans ce chapitre. Cette méthode est inspirée d'une part, des idées avancées dans les transformées multirésolution directionnelles d'images et d'autre part, du modèle d'interaction d'échelle (*scale-interaction*) conçu par Manjunath et *al.* [7] dont le

développement a été biologiquement motivé par les étapes préliminaires de traitement dans le cortex visuel des mammifères. Notre but a été d'investiguer le potentiel de la transformée en contourlet non sous-échantillonnée [6], NSCT, présentée dans le Chapitre 2, et sa propriété d'orientation fréquentielle dans le but d'apporter une amélioration significative à la détection de points d'intérêt dans les images en niveau de gris. L'évaluation comparative du détecteur développé par rapport à deux détecteurs de points d'intérêt bien connus a montré que le nouveau détecteur se révèle plus performant en terme des critères suivants : détection, localisation et temps de calcul. Le choix des points d'intérêt comme primitives de bas-niveau est d'abord argumenté. Ensuite un état de l'art des différents détecteurs existants est exposé. Puis, les critères d'évaluation adoptés sont expliqués. Le nouvel algorithme d'extraction de points d'intérêt développé est alors présenté. Enfin, les résultats expérimentaux obtenus sont présentés et commentés en menant une étude comparative avec deux détecteurs de points d'intérêt bien connus selon les critères d'évaluation adoptés.

Le but du Chapitre 4 est de proposer une contribution au problème de recalage des images satellitaires multitemporelles. L'originalité de cette contribution repose sur l'utilisation du nouveau détecteur de points d'intérêt à base de la NSCT proposé dans le Chapitre 3 pour l'extraction de points d'appui fiables des images satellitaires à recaler. Les points d'appui sont, par la suite, mis en correspondance par une mesure de similarité basée sur les moments de Zernike. En partant des points homologues, les paramètres du modèle de transformation peuvent ainsi être estimés. Le modèle de transformation adopté est le modèle de transformation affine. Cette stratégie de recalage a montré la capacité de recaler réellement des images multitemporelles avec précision sous-pixelique. Après avoir évoqué l'importance du recalage dans le domaine du traitement d'images en général et en imagerie satellitaire en particulier et passé en revue les approches de recalage existantes dans la littérature, nous présentons l'ensemble des développements méthodologiques relatifs à l'algorithme de recalage proposé. Les résultats expérimentaux sont alors exposés.

Le cinquième chapitre étend l'application du nouvel algorithme proposé au Chapitre 4 pour le recalage automatique des images satellitaires au domaine des images médicales. Dans une application plus courante, l'algorithme proposé est destiné à être mis en œuvre en angiographie où on cherche à visualiser les structures vasculaires. La visualisation du système vasculaire est rendue difficile par la présence sur les images de nombreuses structures radio-opaques (os, dents, etc.). Pour y remédier, l'angiographie soustraite numérique, en anglais *Digital Subtraction Angiography* (DSA), consiste à acquérir au moins deux images 2D de la même région par émission de rayons X, avec et sans injection d'un produit de contraste dans le réseau sanguin du patient. En soustrayant ensuite point à point une image d'une autre, on obtient l'image des structures vasculaires seules. Pour de nombreuses raisons (essentiellement mouvement du patient) la structure ne se présente pas de manière identique d'une image à l'autre, et la soustraction des images produit des artefacts généralement à l'endroit des bords des structures tissulaires représentées. Du point de vue traitement d'images, ce problème s'exprime essentiellement comme un problème de recalage. Les artefacts dus au mouvement du patient durant l'acquisition de la séquence d'images angiographiques excluent d'emblée toute solution de recalage rigide. En conséquence, la méthode de recalage proposée est réalisée par un modèle de déformation élastique basé sur les splines de plaque mince (*Thin Plate Spline*, TPS). Tout d'abord, les concepts de base de l'angiographie et l'angiographie numérique soustraite sont présentés. Un aperçu de l'état de l'art couvrant le domaine de recalage en imagerie angiographique permet, par la suite, de dégager les principales problématiques de ce domaine. L'algorithme proposé pour le recalage automatique des images angiographiques est alors exposé. Ce chapitre se termine par les résultats expérimentaux et une conclusion.

Enfin, le Chapitre 6 fait le bilan des travaux présentés et esquisse quelques directions de recherche future.

## Chapitre 2

# Nouvelles Représentations d'Images au-delà des Ondelettes

### Résumé

*Une approche courante pour analyser une image est de trouver une représentation compacte de son contenu souvent par le biais d'une transformation linéaire inversible. Récemment, il est devenu évident que les transformations usuelles de type séparable, telles que la transformée en ondelettes, ne sont pas nécessairement les mieux adaptées pour la représentation des images. En effet, une des lacunes principales des transformées classiques réside dans leur incapacité de prendre en compte la régularité des structures géométriques des images. Par conséquent, plusieurs travaux récents ont mis l'accent sur la recherche de nouvelles techniques permettant une description «réellement bidimensionnelle» de l'image, et plus particulièrement sur les méthodes discrètes qui conduisent à des algorithmes utilisables en pratique. Dans ce chapitre, nous allons faire un tour d'horizon sur les nouvelles représentations bidimensionnelles proposées récemment dans la littérature.*

## **2.1 INTRODUCTION**

La représentation efficace de l'information visuelle est au cœur de nombreux problèmes en traitement d'images incluant la compression, le débruitage, et l'extraction de primitives pertinentes. Par représentation efficace on entend la description compacte et précise, par un nombre restreint d'échantillons, de l'information significative contenue dans une image [8]. En effet, une transformée efficace peut capturer l'essence d'un signal donné par un nombre minimal de fonctions de base. Une transformée est par conséquent complètement caractérisée par l'ensemble des fonctions de base [6]. En pratique, cette description doit être générée par des transformations structurelles et des algorithmes rapides [9].

La transformée en ondelettes [10], récemment intégrée dans le standard de codage d'images JPEG2000, constitue un exemple typique pour ces représentations. Depuis leur introduction il y a deux décennies, les ondelettes ont fait l'objet de beaucoup d'attention dans des domaines aussi diversifiés que le débruitage, la compression, le codage, l'imagerie médicale ou satellitaire... Elles y ont démontré leur force.

Récemment, il est apparu évident que les transformations usuelles de type séparable, telles que la transformée en ondelettes, semblent former une catégorie restreinte et limitée des possibilités de représentations des images et de signaux multidimensionnels. Cette limitation est due en premier lieu au fait que de telles représentations ne prennent pas en compte la régularité des structures géométriques d'une image. Comprendre comment représenter les structures géométriques complexes est devenu donc un enjeu important pour améliorer l'état de l'art du traitement d'images. Le besoin de disposer d'outils permettant l'identification de la structure géométrique d'une image se fait ainsi sentir. Par ailleurs, les communautés de chercheurs en traitement d'images et en vision par ordinateur ont plutôt tendance à privilégier les représentations d'images exhibant une sensibilité directionnelle au spectre fréquentiel. Cette caractéristique tant désirée trouve sa justification dans les aspects orientationnels du système de perception visuelle humain.

Basés sur cette observation, des travaux récents montrent qu’il est possible de définir des cadres théoriques de représentations multi-échelles plus vastes donnant naissance à de nouvelles transformées directionnelles plus adaptées à l’extraction de structures géométriques lisses et continues telles que les contours d’objets [11].

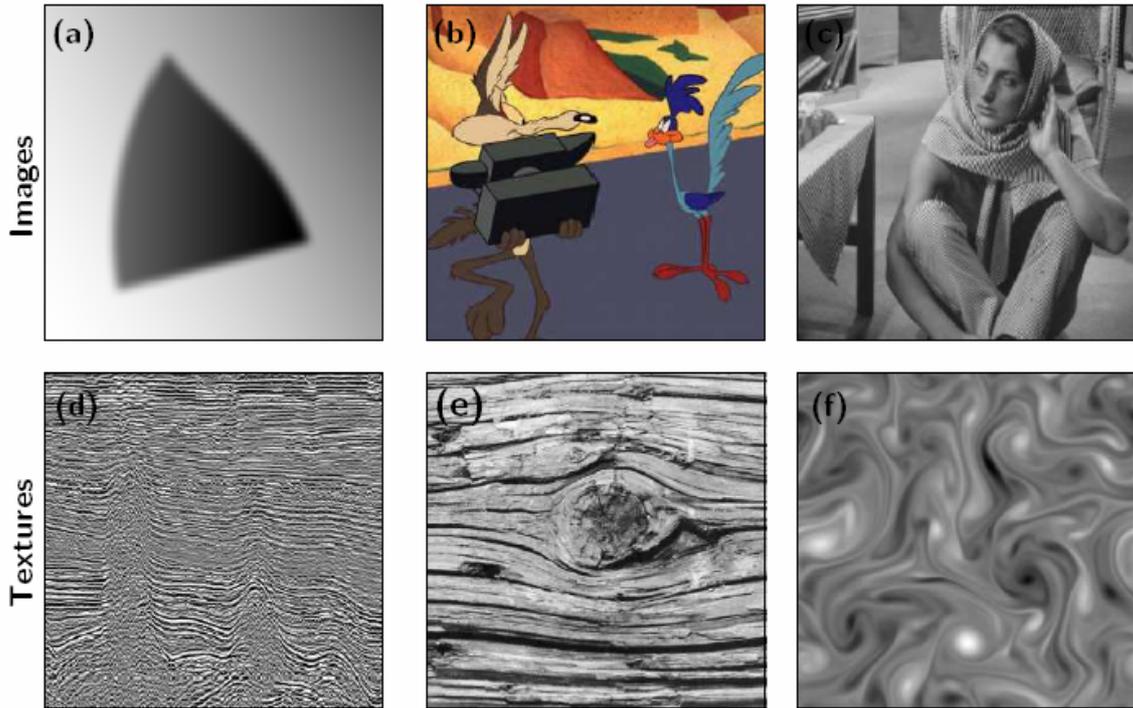
Dans ce Chapitre, nous allons faire un tour d’horizon des nouvelles transformées conçues récemment pour pallier aux problèmes induits par la transformée en ondelettes et les autres transformées de type séparable. Ce tour d’horizon est loin d’être exhaustif. Nous mettrons l’accent en effet sur les approches les plus proéminentes en les situant les unes par rapport aux autres et en présentant leurs principaux avantages et inconvénients. Nous nous attacherons plus particulièrement dans la Section 2.5 à la description de l’une d’entre elles, à savoir la transformée en contourlettes non sous-échantillonnée [6].

## **2.2 MOTIVATION POUR DE NOUVELLES TRANSFORMEES**

### **2.2.1 La géométrie des images**

Quelle que soit son origine, une image constitue une représentation d’un univers composé d’entités telles que des objets dans une scène d’intérieur, des cellules, des surfaces sismiques, des organes du corps humain, etc. Les images naturelles présentent généralement un aspect géométrique et texturé dont l’origine est dictée par la formation de ces images [12].

Comprendre comment représenter les structures géométriques complexes est nécessaire pour améliorer l’état de l’art du traitement d’images mais a aussi une portée scientifique beaucoup plus large. Cet enjeu apparaît dans des problèmes de physique, de mathématiques et de physiologie de la perception. Un regard naïf sur les images peut laisser penser que la géométrie se réduit aux contours d’objets distincts comme dans le monde de la bande-dessinée. De tels contours existent mais constituent une faible partie des «structures géométriques» des images. Dans une image réelle, les textures ont souvent une géométrie beaucoup plus complexe.



**Figure 2.1:** Exemples d’images à géométrie variable. (a) image géométrique simple. (b) bande dessinée. (c) image naturelle. (d) couches sismiques. (e) nervures du bois. (f) fluide turbulent.

Les Figures 2.1(a)-(f) fournissent des exemples d’images géométriques de complexité croissante. Cette multitude de structures géométriques peut en partie s’expliquer par le principe de formation de ces images. Une scène photographiée est composée d’objets se cachant les uns les autres et projetant des ombres. Le principe d’occlusion crée des contours et des jonctions, de plus la diffraction de la lumière a tendance à lisser ces courbes. Ce type de phénomènes justifie en partie le modèle de dessin animé représenté à l’image 2.1 (b). De nombreux phénomènes naturels créent des textures géométriques, comme par exemple des écoulements turbulents (image 2.1 (f)) ou bien des croissances régulières (images 2.1 (e)). Enfin les constructions humaines possèdent souvent des structures périodiques et symétriques, comme par exemple les stries et damiers des habits dans l’image 2.1 (c).

La compréhension de la géométrie des images constitue le point bloquant dans nombre d’applications. En traitement d’images, la compression et le débruitage sont bien sûr concernés. En vision par ordinateur, les problèmes de segmentation mettent en jeu des formes géométriques et la question de la reconnaissance de formes se doit d’exploiter des a priori géométriques. Enfin,

en graphisme 2D et 3D, la synthèse d'images et particulièrement de textures demande un réalisme accru et donc une grande fidélité géométrique.

D'un point de vue mathématique, les outils classiques de la géométrie différentielle peuvent décrire les propriétés des contours lorsqu'ils sont bien définis, mais s'avèrent plus difficile à utiliser pour l'analyse de champs tels que des textures, qui s'apparentent plutôt à des structures turbulentes [13]. Cela explique pourquoi ce type d'outils ne peut être utilisé pour représenter la totalité de l'information des images.

L'analyse harmonique donne avec la transformée en ondelettes une première réponse flexible pour représenter les composantes régulières et les textures des images. Ainsi les bases orthogonales d'ondelettes ont été adoptées pour le standard de compression d'images JPEG-2000 [14].

Cependant les bases d'ondelettes sont sous-optimales pour la représentation de structures géométriquement régulières comme sera expliqué dans la Section 2.2.2.

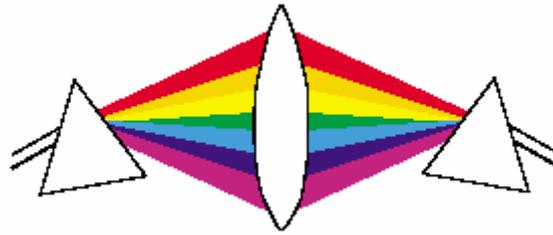
### 2.2.2 Succès et échecs des bases d'ondelettes

Depuis leur introduction il y a deux décennies, les ondelettes ont gagné un intérêt considérable en traitement du signal. L'idée de représenter un signal à différentes résolutions permet d'en extraire ses tendances principales en un nombre restreint de coefficients, tout en localisant précisément les discontinuités. Dans le contexte du traitement d'images, les ondelettes ont été utilisées pour des applications variées, telles que le débruitage et la compression.

Etant donné un signal  $f$ , il peut être représenté par une combinaison linéaire de signaux élémentaires  $\{\phi_n\}_{n=1}^{\infty}$  appelés ondelettes comme suit :

$$f = \sum_{n=1}^{+\infty} c_n \phi_n \quad (2.1)$$

Ce concept peut être illustré par analogie avec un prisme comme c'est montré sur la Figure 2.2.



**Figure 2.2:** La lumière blanche est le résultat d'un mélange de couleurs primaires. Cela a été découvert par Newton en 1672 [15]

Supposons qu'un rayon d'une source de lumière blanche est décomposé par un prisme en plusieurs composantes couleurs. Le prisme est un dispositif physique qui permet de séparer la lumière en plusieurs composantes couleurs, chacune dépendant de sa longueur d'onde (ou fréquence). En mélangeant correctement ces composantes couleurs, le rayon original de lumière blanche peut être reproduit de l'autre côté. Dans cette expérience, sept couleurs primaires ont constitué une base pour représenter le rayon de lumière blanche; de la même manière, les ondelettes constituent des bases pour représenter les signaux. Ainsi, la transformée en ondelettes peut être vue comme un «prisme mathématique» qui décompose une fonction en plusieurs composantes. Une telle décomposition est très utile puisqu'elle nous permet de traiter chaque composante indépendamment, dans le même esprit que la stratégie de «*diviser et conquérir*» [9].

Les ondelettes ont été introduites dans les travaux de Daubechies [16], Mallat [17] et Meyer [18]. La première définition de la transformée en ondelettes a été établie par Grossmann et Morlet [19] en temps et échelle continus. La théorie des ondelettes repose sur l'idée que le signal peut être caractérisé par différentes échelles et différentes résolutions. Une présentation complète sur l'approximation en ondelettes est donnée par Daubechies [20], Mallat [10], Meyer [21] et Vetterli [22].

Il est bien connu que les ondelettes sont optimales pour la représentation de signaux unidimensionnels (1D) possédant un nombre fini de discontinuités [23]. Une base d'ondelettes  $B$  est obtenue en dilatant et translatant une fonction  $\psi$  appelée fonction génératrice de l'ondelette

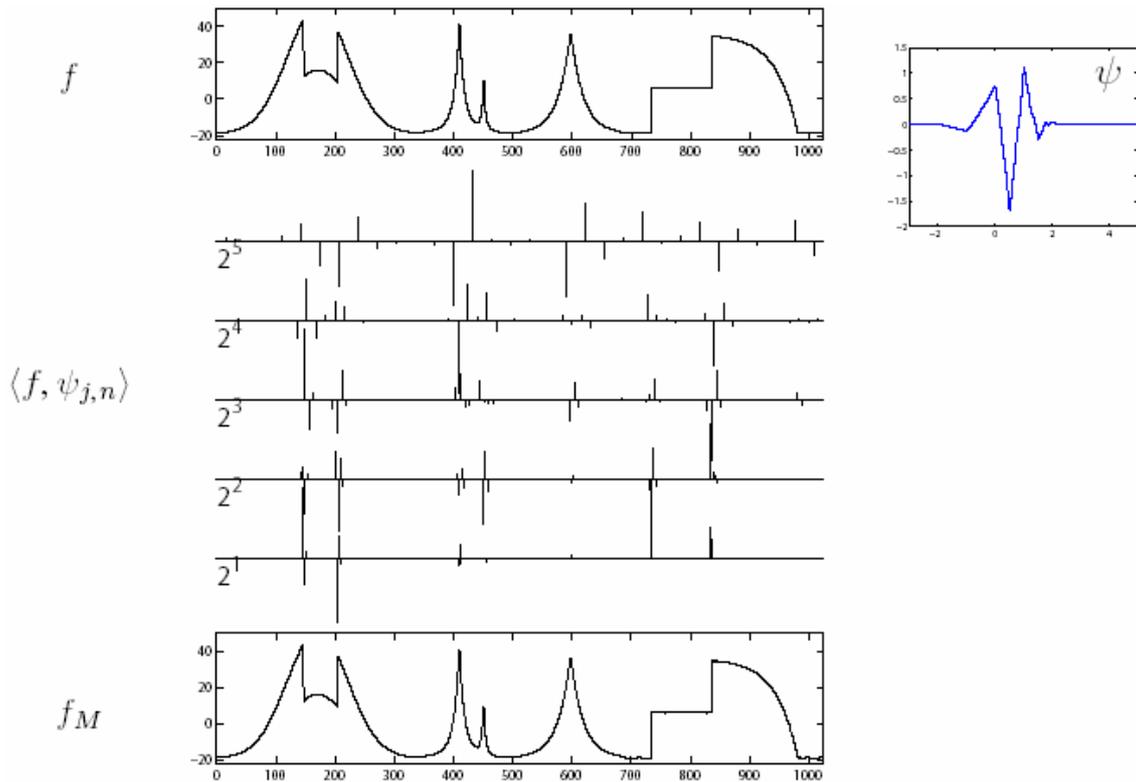
$$B \stackrel{\text{d\u00e9f.}}{=} \{ \psi_{jn} \mid j \leq 0, n = 0 \dots 2^{-j} - 1 \} \quad \text{avec} \quad \psi_{jn}(x) \stackrel{\text{d\u00e9f.}}{=} 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - n) \quad (2.2)$$

Les ondelettes sont des fonctions oscillantes qui ont des moments nuls. Une ondelette a  $p$  moments nuls si elle est orthogonale aux polynômes de degré  $p-1$ :

$$\forall k \leq p-1, \quad \int_0^1 \psi(x) x^k dx = 0 \quad (2.3)$$

Daubechies [16] a montré que l'on peut construire de telles ondelettes ayant un support compact de taille  $m$ . Ces deux propriétés font de la base d'ondelettes un outil efficace pour analyser les signaux réguliers par morceaux monodimensionnels parce qu'elle fournit une représentation éparsée et efficace pour ces signaux [10], [24]. De plus, la représentation en ondelettes mène à des algorithmes effectifs; en particulier elle conduit à des transformées rapides et des structures arborescentes des données. En effet, la construction des espaces multirésolution montre que la simplicité de la transformée en ondelettes et l'existence d'un algorithme rapide vient du fait que cette transformée est factorisable en un produit d'opérateurs orthogonaux élémentaires [25]. Numériquement, ces opérateurs se calculent par une convolution discrète avec des filtres «miroirs en quadratures», qui sont dilatés par l'insertion de zéros. La cascade de ces filtrages orthogonaux met en œuvre l'algorithme rapide de la transformée en ondelettes orthogonales, qui nécessite  $O(N)$  opérations pour un signal de taille  $N$  [17].

Outre ces caractéristiques, la propriété la plus attrayante des ondelettes réside dans leur capacité à représenter les discontinuités des fonctions monodimensionnelles. C'est ce qui ressort des paroles de Mallat [10] : *“bases of smooth wavelets are the best bases for representing objects composed of singularities, when there may be an arbitrary number of singularities, which may be located in all possible spatial positions”*, qu'on peut traduire par «les bases d'ondelettes sont les meilleures bases pour représenter les objets composés d'un nombre arbitraire de singularités, qui peuvent être situées dans toutes les positions spatiales».



**Figure 2.3:** Fonction 1D, transformée en ondelettes, et approximation  $f_M$  obtenue en gardant 10% des coefficients

Ce sont là les principales raisons derrière l'immense succès des ondelettes dans nombre d'applications en traitement du Signal et en Communications.

La Figure 2.3 montre une fonction régulière par morceaux ainsi que ses coefficients en ondelettes  $\langle f, \psi_{jn} \rangle$ . On peut constater que les grands coefficients sont peu nombreux et localisés au voisinage des singularités. On peut alors prouver que si la fonction est  $C^\alpha$  (régulière par morceaux) et a un nombre fini de singularités, alors la meilleure approximation  $f_M$  obtenue avec M coefficients d'ondelettes vérifie :

$$\|f - f_M\|^2 = CM^{-2\alpha} \quad (2.4)$$

où C est une constante qui ne dépend que de  $f$ .

Cette décroissance asymptotique est optimale pour les fonctions régulières par morceaux et égale à celle obtenue si  $f$  n'avait pas de singularités. L'existence d'un nombre fini de singularités n'affecte donc pas la précision asymptotique

d'une approximation dans une base d'ondelettes. La Figure 2.3 montre  $f_M$  calculée avec 10% des coefficients d'ondelettes.

Ainsi, en 1D, la base d'ondelettes fournit une représentation adaptative optimale des fonctions ayant un nombre fini de discontinuités.

Intuitivement, dans le cas des images, les ondelettes ont souvent été utilisées de manière séparable sur les axes horizontal et vertical pour des raisons de simplicité et d'efficacité [26]. La transformée en ondelettes bidimensionnelle résulte en effet du produit tensoriel de deux transformées en ondelettes unidimensionnelles appliquées suivant les lignes et les colonnes de l'image. Ces ondelettes bidimensionnelles séparables ont prouvé leur capacité à détecter les singularités horizontales, verticales, ou ponctuelles (assimilées à des singularités diagonales) [27].

Les bases d'ondelettes 2D sont obtenues par translations et dilatations de trois ondelettes élémentaires  $\{\psi^H, \psi^V, \psi^D\}$  qui oscillent dans les directions horizontale, verticale, et diagonale. Ces ondelettes bidimensionnelles s'obtiennent par un produit séparable d'ondelettes monodimensionnelles. La Figure 2.4 montre un exemple d'ondelettes 2D.

L'extension à la dimension 2 de la transformée en ondelettes ouvre toutefois certaines interrogations en terme de description de l'information dans l'espace «transformé». En effet, la décomposition en ondelettes 2D, qui n'est qu'une simple extension de l'algorithme 1D, ne prend pas en compte les spécificités de l'image (notion de contour, textures, couleur, etc.). Ce qui se traduit par une inadéquation entre la base utilisée et l'information à coder. Ceci étant dû au fait que les ondelettes bidimensionnelles (2D) séparables soient bien adaptées pour représenter des singularités ponctuelles mais elles échouent généralement sur les discontinuités linéaires que constituent les contours d'un objet. En effet, les ondelettes 2D séparables peuvent capturer des singularités isolées le long d'un contour mais elles sont aveugles vis-à-vis la régularité géométrique des singularités de l'image [28]. Elles n'exploitent donc pas complètement la régularité qui existe le long d'un contour pour le représenter.

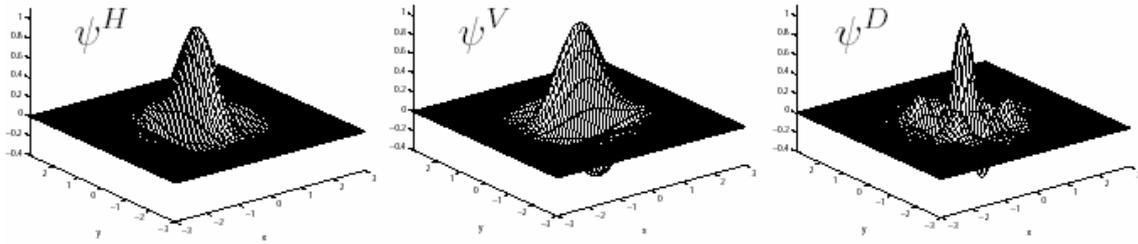
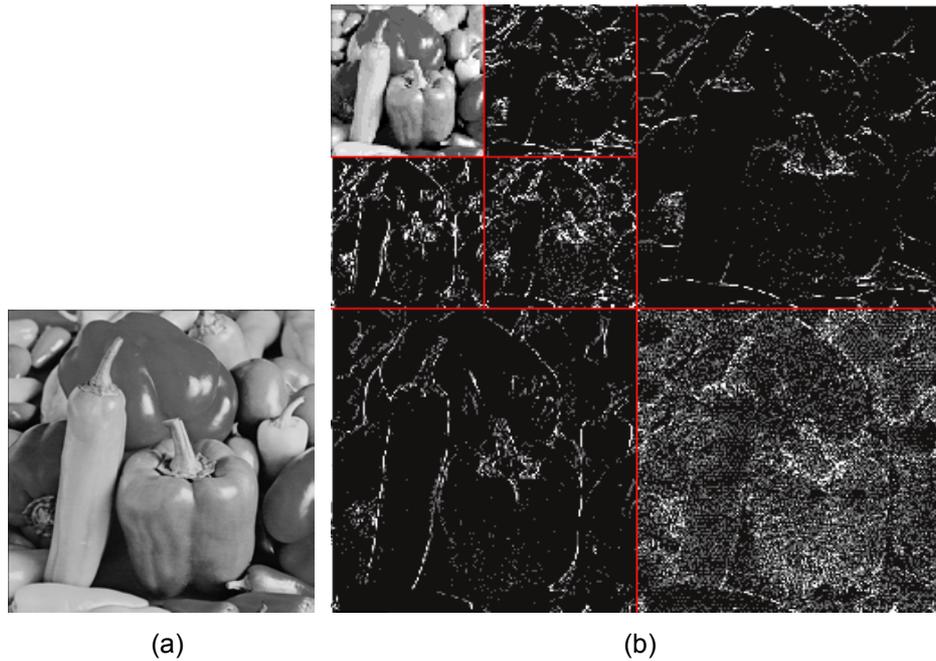


Figure 2.4: Exemple d'un triplet de fonctions ondelettes en 2D

De plus, le nombre d'orientations (qui est une caractéristique très importante pour les signaux multidimensionnels) est limité et fixe. En effet, par construction, les ondelettes 2D séparables sont conçues uniquement pour représenter les singularités horizontales, verticales, ou diagonales et ne peuvent pas détecter les connections entre les points voisins du contour. Par conséquent, l'analyse de contours qui ne sont pas parfaitement horizontaux, verticaux ou diagonaux conduit à une représentation sous-optimale de l'information : les coefficients d'ondelettes représentant de tels contours se retrouvent éparpillés dans les différentes sous-bandes au lieu d'être fortement présents dans une sous-bande unique. L'orthogonalité de la décomposition et l'échantillonnage critique font aussi apparaître des effets d'aliasing visibles autour des contours qui sont redondants d'un niveau de résolution à un autre, ce qui requiert un grand nombre de coefficients d'ondelettes pour les représenter.

En conséquence, les bases d'ondelettes sont capables de résoudre un problème essentiellement 1D, celui de l'analyse des singularités ponctuelles. En 2D, le problème devient beaucoup plus complexe, à cause de la présence de singularités curvilignes ou linéaires. Les ondelettes classiques ne sont pas capables de représenter de telles singularités de façon efficace à cause de leur support carré [12].

La Figure 2.5 donne un argument heuristique à ce qui a été constaté plus haut. En effet, cette figure montre les coefficients d'ondelettes d'une image naturelle. Les grands coefficients, indiqués en blanc, sont localisés à chaque échelle près des courbes de singularités. On peut noter ici que, les positions de ces grands coefficients exhibent une corrélation géométrique visible en formant



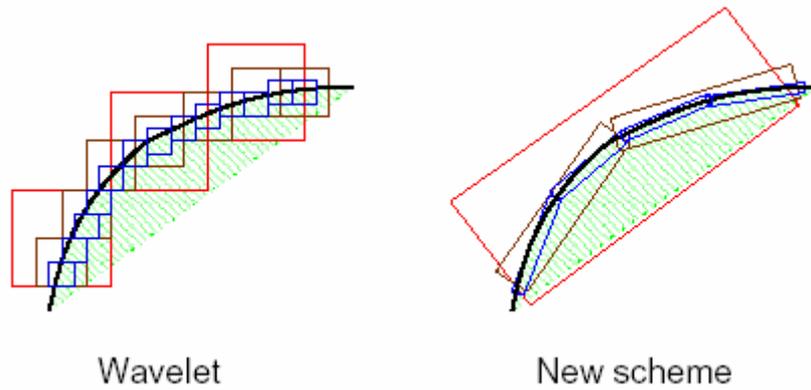
**Figure 2.5:** La transformée en ondelettes d'une image. (a) L'image «Peppers». (b) Les coefficients significatifs des ondelettes sont indiqués en blanc, ils sont localisés sur les bords des objets de l'image.

des courbes simples. Une telle illustration est utilisée traditionnellement pour démontrer comment les ondelettes sont capables de capturer l'information significative des images. Cependant, il a été constaté (e.g. [28]) que, la Figure 2.4 révèle en fait une faiblesse des ondelettes plutôt qu'une force, en montrant que les ondelettes détectent des points de contour isolés plutôt que le contour lui-même.

### 2.2.3 Solution

L'exemple précédent met en évidence une lacune fondamentale des ondelettes 2D séparables. C'est pourquoi il faut s'interroger sur de nouvelles décompositions codant mieux les éléments structurants d'une image.

Pour montrer comment l'on peut améliorer la transformée en ondelettes 2D séparables pour représenter les images contenant des contours réguliers, considérons le scénario suivant [28]. Imaginons qu'il existe deux peintres désirant peindre une scène naturelle, l'un utilise le style-«ondelettes» et l'autre utilise un nouveau style qu'on appelle «X-let». Tous les deux appliquent une technique pour augmenter la résolution suivant la stratégie grosse échelle vers



**Figure 2.6:** Les ondelettes versus la nouvelle méthode illustrant comment les ondelettes ayant des supports carrés peuvent capturer des discontinuités ponctuelles seulement, tandis que la nouvelle méthode ayant des supports allongés peuvent capturer des segments de contours linéaires et peuvent, ainsi, représenter efficacement les contours lisses avec moins de coefficients. [28]

échelle fine (*coarse-to-fine*). Ici, l'efficacité est mesurée par la vitesse, c'est-à-dire le nombre minimal de coups de pinceau, avec laquelle la scène peut être fidèlement reproduite.

Considérons le cas d'un contour régulier comme l'illustre la Figure 2.6. Parce que les ondelettes 2D résulte du produit tensoriel de deux transformées en ondelettes 1D, le peintre utilisant le style-ondelettes est limité à utiliser des coups de pinceau carrés le long du contour, avec de différentes tailles correspondant à la structure multirésolution des ondelettes. Plus la résolution devient plus fine, plus la limitation du style-ondelettes, qui demande de nombreux points fins pour capturer le contour, devient claire. D'autre part, le peintre utilisant le nouveau style-«X-let», exploite de manière efficace la régularité du contour en utilisant des coups de pinceau de différentes formes allongées et dans différentes directions suivant le contour. Par conséquent, le style-«X-let» est beaucoup plus efficace que le style-ondelettes. On retrouve cette intuition dans la construction des *Curvelet* par Candès et Donoho [29], [30]. La conclusion qui peut être dégagée à partir de ce scénario est que les ondelettes 2D séparables échouent sur la régularité des frontières.

Ainsi, basées sur cette observation, les nouvelles transformées, proposées pour améliorer les inconvénients de la transformée en ondelettes 2D conventionnelle, doivent être riches en directions et avoir des fonctions de

bases aux supports allongés suivant la discontinuité, pour pouvoir s'adapter à la géométrie des images.

On peut aller plus loin pour voir ce que l'on peut apprendre de la nature. En effet, l'information visuelle est très bien capturée et représentée par le système visuel humain. Des études de physiologie montrent que l'œil humain est capable de prendre un taux de 20 bits par seconde [31]. Avec ce taux, seulement 100 bits suffisent pour prendre une scène visuelle en quelques secondes. En revanche, pour représenter une image typique de taille 512x512 pixels avec le système de compression d'images le plus avancé, à savoir JPEG-2000 basé sur les ondelettes, on a besoin d'au moins de dix kilo-octets !

Qu'est-ce qui rend le système visuel humain très efficace à représenter l'information visuelle? Des études de physiologie [32], [33] montrent que les champs réceptifs du cortex visuel sont localisés, orientés, et passe-bande. D'autres études de neurophysiologie plus récentes montrent aussi l'existence de neurones qui répondent à certaines formes de géométrie. Le système visuel humain est ainsi adapté de manière à capter l'information essentielle d'une scène naturelle en n'utilisant qu'un nombre minimal de cellules visuelles actives (neurones excités). Par conséquent, pour qu'une représentation d'images soit efficace, elle doit être basée sur une expansion *local*, *directionnelle*, et *multirésolution* [28].

Inspirés par le scénario des peintres, les études relatives au système visuel humain et les statistiques des images naturelles, Minh Do et Martin Vetterli [28] ont établi une «liste de souhaits» pour de nouvelles représentations d'image :

- (i) **Multirésolution.** La représentation doit permettre aux images d'être approximées successivement, de la résolution grossière à la résolution fine.
- (ii) **Localisation.** Les éléments de base de la représentation doivent être localisés à la fois en espace et en fréquence.
- (iii) **Echantillonnage critique (*Critical sampling*).** Garantit la compacité en un nombre minimal d'échantillons de représentation.

- (iv) **Directionnalité.** La représentation doit contenir des éléments de base orientés selon une grande variété de directions, beaucoup plus que les trois directions offertes par les ondelettes séparables.
- (v) **Anisotropie.** Pour capturer les contours lisses dans les images, la représentation doit contenir des éléments de base possédant une variété de formes allongées.

Parmi ces desiderata, les trois premières sont garanties avec succès par les ondelettes 2D séparables. Toutefois, les deux dernières exigent de nouvelles constructions non-séparables.

### **2.3 ETAT DE L’ART DES NOUVELLES TRANSFORMEES**

La discussion menée dans la section précédente présente une forte motivation pour de « vraies » représentations 2D directionnelles plus adaptées aux structures géométriques lisses et continues telles que les contours d’objets, et pouvant faciliter la prochaine génération des applications de traitement d’images. En ce sens, de nombreuses idées innovatrices ont été étudiées, depuis quelques années, pour pallier aux défauts de la transformée en ondelettes 2D séparables tout en conservant ses avantages, à savoir sa multirésolution, sa bonne localisation en espace et en fréquence, ainsi que sa décimation critique.

Parmi ces nouvelles représentations directionnelles cherchant à remédier aux problèmes induits par les ondelettes 2D séparables, on peut trouver deux approches différentes dans la littérature : les transformées adaptatives et les transformées à bases fixes ou non-adaptatives. Dans cette section, nous allons dresser un état de l’art de ces solutions, nécessairement incomplet tant la littérature est fournie, mais nous essaierons de nous restreindre à des méthodes récentes et robustes. Nous renvoyons le lecteur aux références proposées dans ce chapitre pour des compléments de bibliographie.

### 2.3.1 Approches adaptatives

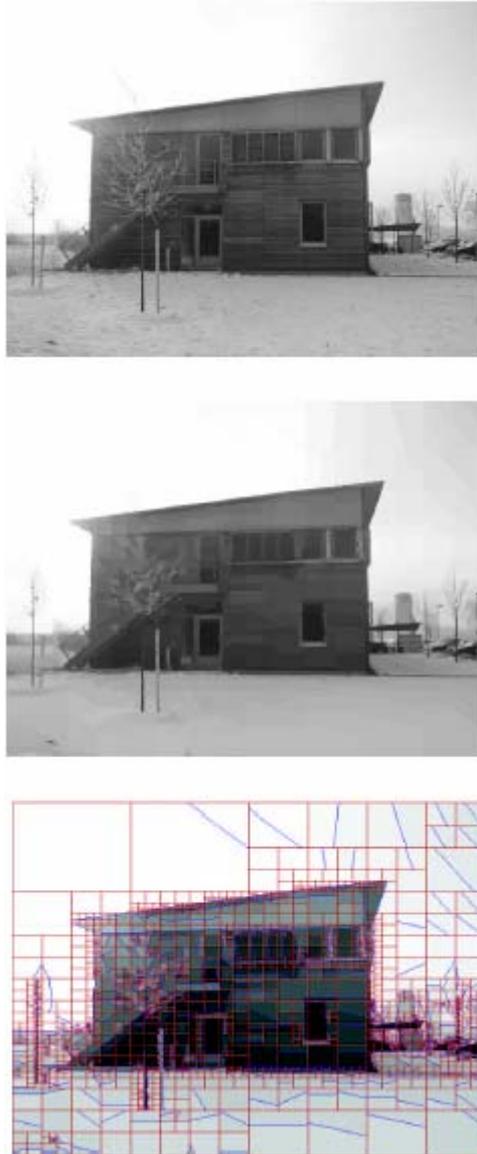
Dans le cas des transformées géométriques adaptatives, on cherche à définir une base dont les fonctions sont choisies au mieux pour s'adapter à une image donnée. Pour cela, une étape préalable d'estimation de la géométrie de l'image est nécessaire avant de procéder à la décomposition. De nombreuses représentations géométriques adaptatives ont été étudiées ces dernières années pour les applications du traitement d'images, avec de beaux résultats. Dans ce qui suit, nous allons passer en revue les approches les plus intéressantes.

#### 2.3.1.1 Beamlets

La décomposition en beamlets [34] considère un partitionnement de l'image en quad-tree, puis effectue une transformée de Radon (présentée dans la section 2.3.2.2) dans chaque bloc. Les coefficients de beamlets sont liés par une relation multiéchelle, où chaque beamlet à un niveau donné est décomposée en trois beamlets connexes au niveau suivant. Cette transformée permet d'approximer les courbes dans les images et d'en extraire les contours par sélection dans le graphe de connexité des beamlets.

#### 2.3.1.2 Wedgelets

Les wedgelets de Donoho [35] segmentent le support de l'image en carrés dyadiques adaptés. Sur chaque carré l'image est approximée par une constante de chaque côté d'une frontière droite, dont la direction est optimisée au contenu local de l'image. Cette approche est généralisée par Shukla et *al.* [36] en remplaçant les constantes par des polynômes et la frontière droite par une courbe polynomiale. Cette transformée a été généralisée en dimension plus élevée sous le nom de Surflets [37]. Enfin, les platelets [38] sont une extension des wedgelets considérant un modèle affine de l'intensité des régions des deux côtés du segment de contour. Ce type d'approche est particulièrement efficace tant que la géométrie de l'image reste relativement simple. La Figure 2.7 montre un exemple d'approximation par Wedgelets.

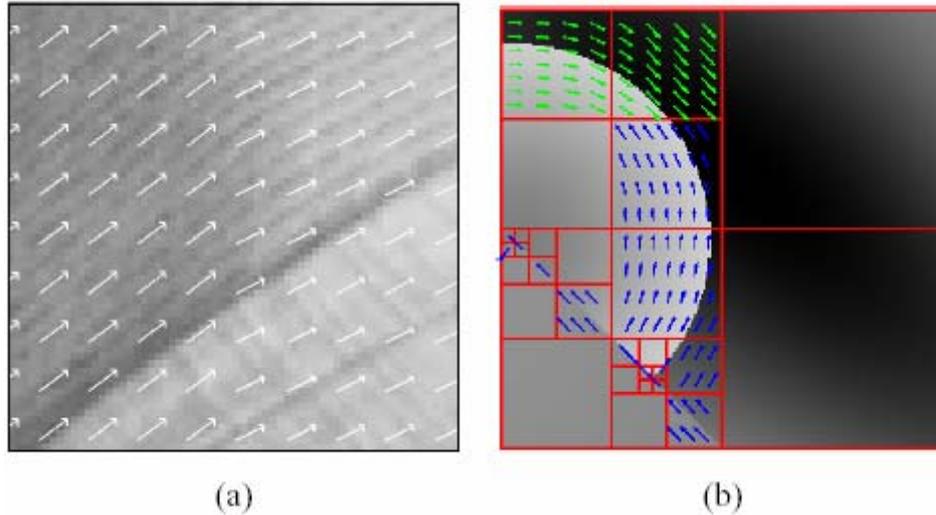


**Figure 2.7:** (en haut) L'image originale, (au milieu) la reconstruction par wedgelets, et (en bas) la grille des wedgelets superposée à l'image originale [42].

### 2.3.1.3 Bandelettes

La transformée en Bandelettes, introduite par Le Pennec et Mallat dans [39] [40], [41], construit une base adaptée au contenu géométrique d'une image. L'idée centrale dans la construction des bandelettes est de définir la géométrie comme un champ vectoriel ou un flux géométrique. Ce champ vectoriel joue le même rôle que les vecteurs de mouvement dans les séquences d'images vidéo. Il indique la direction du déplacement des valeurs de niveau de gris, non pas dans le temps, mais dans l'espace. Cette géométrie est simplifiée par la segmentation d'une image en carrés, dont les dimensions

sont adaptées aux structures locales de l'image. Les bases de bandelettes orthogonales décomposent l'image le long des vecteurs multiéchelle allongés dans la direction du flux géométrique. Elles sont construites en effectuant un partitionnement du support de l'image en des régions à l'intérieur desquelles le flux géométrique est parallèle. La construction originale de [39] effectue d'abord une déformation locale sur des sous-carrés pour aligner la singularité avec la direction horizontale ou verticale. Une étape de bandelétisation utilisant des produits tensoriels d'ondelettes est ensuite appliquée pour absorber la régularité le long de la géométrie. Une base de bandelettes peut être vue comme étant une base d'ondelettes adaptative, déformée selon la direction sélectionnée localement. La géométrie des bases de bandelettes n'est pas calculée a priori mais en optimisant le résultat de l'application visée, que ce soit la compression d'images ou la suppression du bruit. Cette méthode présente des similitudes avec les décompositions en wedgelets dans la mesure où elle utilise un partitionnement géométrique du domaine de l'image selon une certaine fonctionnelle. La Figure 2.8(a) montre un exemple d'un flux géométrique verticalement parallèle dans une région d'une image réelle. Si l'intensité de l'image est uniformément régulière sur l'ensemble de la région alors le flux géométrique n'aura pas de sens et par conséquent il n'est pas défini. La Figure 2.8(b) donne un exemple où l'image est partitionnée en des régions carrées qui sont suffisamment petites afin que chaque région comprenne au plus un seul contour. En conséquence, la taille des carrés devient plus petite au voisinage des coins et des jonctions, jusqu'à une taille minimale. Dans une région qui ne contient aucun contour, l'intensité d'image est uniformément régulière et le flux, par conséquent, n'est pas défini. Dans chaque région incluant un contour, le flux est choisi pour être parallèle aux tangentes de la courbe du contour, de sorte que le contour corresponde à une ligne de flux. Les bandelettes sont construites dans ces régions en déformant des bases d'ondelettes séparables afin qu'elles suivent les lignes du flux, et en appliquant une procédure de bandelétisation qui tire profit de la régularité de l'image le long du flux géométrique [40].



**Figure 2.8:** (a) Exemple d'un flux géométrique dans une région. Chaque flèche est un vecteur du flux. (b) Exemple de segmentation adaptative en carrés dyadiques d'une image et son flux géométrique [40].

Toutes les approches décrites précédemment sont adaptatives en ce sens que la représentation est adaptée à une géométrie calculée à partir de l'image. Toutefois, dans les applications de traitement d'image généralement, la régularité géométrique de l'image n'est pas connue à l'avance.

### 2.3.2 Approches à bases fixes ou non-adaptatives

Contrairement aux transformées adaptatives, les transformées non adaptatives utilisent des bases de projection fixes mais elles cherchent à corriger l'aspect isotrope des transformées en ondelettes classiques. Ces approches ne dépendent pas de l'image à analyser. Elles ont donc le mérite de ne pas nécessiter de surcoût pour spécifier, lors de la synthèse, la configuration utilisée à l'analyse. Dans cette famille, on peut abusivement distinguer deux classes : les transformées géométriques et les autres représentations qui s'attachent plus à l'amélioration d'un défaut particulier des ondelettes qu'à une modification conceptuelle.

### 2.3.2.1 Approches d'amélioration des ondelettes classiques

De nombreuses extensions des ondelettes ont été proposées pour obtenir des bases avec une grande sélectivité directionnelle. On peut citer par exemple la pyramide orientable (*steerable pyramid*) de Simoncelli et al. [43], les Brushlets de Meyer et Coifman [44] et les ondelettes complexes de Kingsbury qui fournissent une transformée redondante approximativement invariante par translation. Cette sélectivité permet de mieux prendre en compte la géométrie des images mais l'échantillonnage directionnel mal contrôlé empêche d'obtenir des résultats mathématiques pour l'approximation de fonctions géométriques [45].

### 2.3.2.2 Les transformées géométriques

Les représentations liées à cette branche fournissent des constructions réellement géométriques. Dans ce qui suit, nous allons exposer des exemples notables relatifs à cette branche.

#### a) *Transformée de Radon*

La transformée de Radon [46] consiste à projeter l'image sur un certain nombre d'orientations en intégrant l'image le long de la direction orthogonale à la projection (Figure 2.9), puis à réaliser la transformée de Fourier de ces projections. La reconstruction s'obtient en plaçant, pour chaque orientation de projection choisie, les coefficients de Fourier obtenus le long de cette même orientation, dans le domaine fréquentiel. La reconstruction parfaite pour cette transformée continue s'obtient pour un nombre de projections infini, parcourant l'ensemble des orientations possibles. La transformée de Hough [47], [48] est un cas particulier de la transformée de Radon pour une image à valeurs binaires, et s'utilise principalement pour la reconnaissance de formes.

La transformée de Radon est très utilisée en tomographie, où les données capturées correspondent précisément à des projections du contenu de l'objet dont on cherche à obtenir une image. Une reconstruction approximative de l'image recherchée, d'autant plus précise que le nombre de directions de

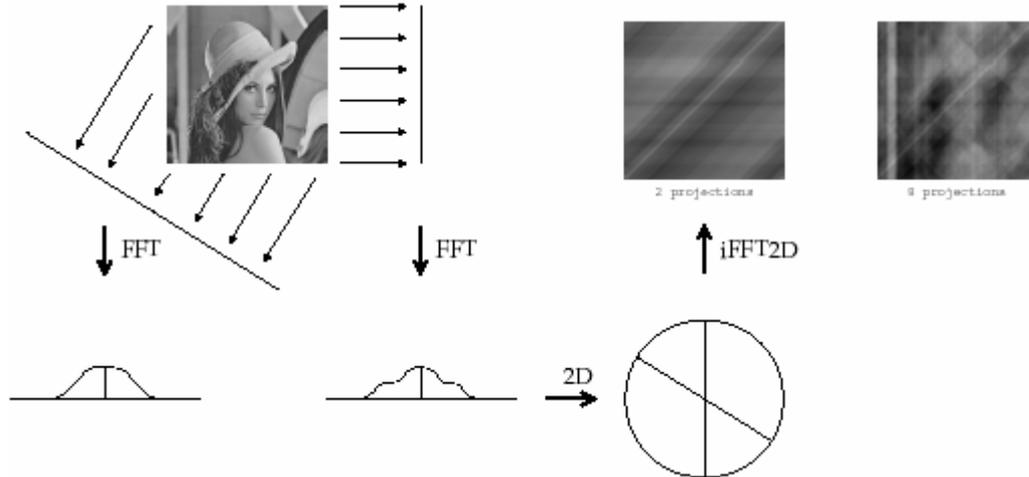


Figure 2.9: Transformée de Radon

projection est élevé, est obtenue par transformée de Radon inverse. Notons que pour une image discrète carrée dont la taille est un nombre premier, la discrétisation proposée dans [49] peut s'appliquer pour obtenir une transformée de Radon discrète à reconstruction parfaite peu redondante. Une approximation discrète rapide (en  $O(N^2 \log(N))$  opérations) et inversible de la transformée de Radon est présentée dans [50].

### b) Transformée cortex

La transformée en cortex [51] provient du domaine de la vision par ordinateur. Elle consiste à séparer le plan fréquentiel en sous-bandes d'orientations et de fréquences particulières afin de modéliser le comportement du système visuel humain. En effet, il a été observé par les biologistes que les neurones du cortex visuel répondent à des orientations et des échelles particulières [52], [53]. Dans [51], Waston propose d'utiliser une décomposition en 4 orientations sur 4 niveaux. Daly [54] étend ensuite la transformée à 6 orientations sur 4 niveaux. Dans les deux cas, la transformée est réalisée en filtrant par produit dans le domaine fréquentiel, menant à une transformée hautement redondante.

**c) Ridgelets**

Les *Ridgelets* (lit. «crêtelettes») [55], [56] forment une extension naturelle de la transformée de Radon pour un nombre limité de directions, en se basant sur des fonctions d'ondelettes pour contrôler la précision en orientation et garantir la reconstruction parfaite. L'idée générale pour calculer les coefficients Ridgelets est de voir cette transformée comme une analyse par ondelettes dans le domaine de Radon. En effet, en 2D, les lignes (discontinuités linéaires) se projettent sous forme de points (singularités ponctuelles) par l'intermédiaire de la transformée de Radon. Si l'on applique la transformée en ondelettes unidimensionnelle (1D) sur les différentes projections issues de Radon, nous obtenons un codage supposé optimal des contours des objets d'une image.

Les fondements de l'analyse par Ridgelets sont documentés dans la thèse de Candès (Stanford) [55]. Mais, les quelques travaux sur les Ridgelets menés depuis 1998 sont en général théoriques et les propriétés sont présentées dans un cadre continu. Le chemin menant à une réelle implantation discrète reste complexe. En effet, lors du calcul d'une transformée Ridgelets numérique, l'étape «transformée en ondelettes discrète» ne pose aucune difficulté puisqu'elle est stable et inversible. En revanche, la discrétisation de la transformée de Radon est plus ardue. A cette fin, diverses versions discrètes de la transformée en Ridgelets, menant à des implantations algorithmiques, ont été développées [57], [58], [59], [8]. Des représentations discrètes typiques incluent des expansions dans des bases orthonormales.

Malheureusement, par construction, la transformée en Ridgelets ne s'avère efficace que pour la caractérisation des contours rectilignes. Cependant, les contours dans une image sont rarement rectilignes et aussi longs que les dimensions même de l'image. Pour résoudre ce point, la transformée est appliquée par blocs avec les mêmes problématiques d'effets de blocs que la transformée en cosinus discrète. On peut toutefois considérer qu'une image comporte, de manière locale, des contours rectilignes et c'est ce qui nous amène à la transformée en Curvelets.

#### d) **Curvelets**

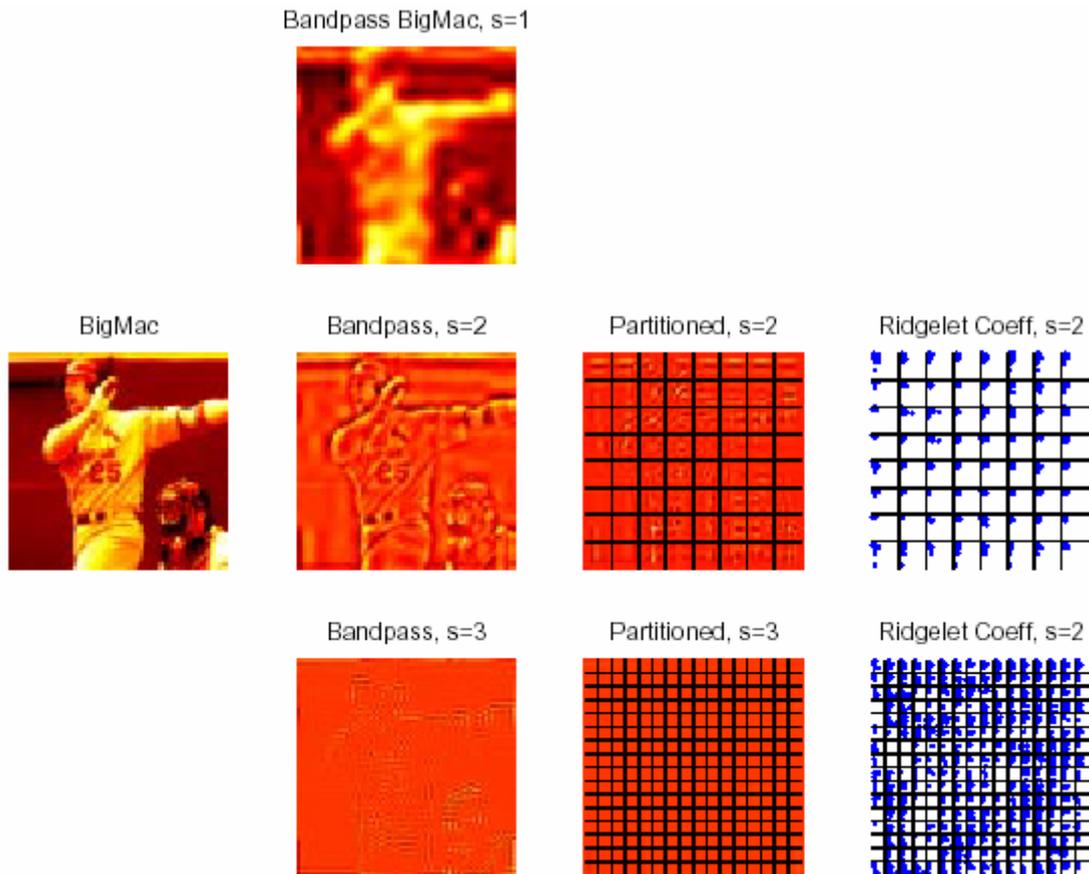
Motivés par les limitations de la méthodologie des Ridgelets, Candès et Donoho [60], [57], [61] ont innové un nouveau système de représentation dans l'espace 2D continu,  $\mathbf{R}^2$ , nommé *Curvelets* (lit. «courbelettes») qui apporte une solution mathématique et algorithmique très élégante pour s'adapter à la régularité des images. La première construction réellement géométrique en effet est celle de la frame de curvelets. Il s'agit d'une base fixe (elle ne dépend pas de l'image) qui permet d'approcher de façon presque optimale de la régularité géométrique des images. Les fonctions de base de cette décomposition sont des fonctions localisées à la fois en espace et en fréquence.

Contrairement aux ondelettes, les curvelets sont des fonctions dont le support est allongé selon un ratio largeur =longueur<sup>2</sup>. Pour des images typiques avec des contours lisses, l'amélioration apportée par les curvelets par rapport aux ondelettes est comparable à celle apportée par les ondelettes par rapport à la transformée de Fourier pour les signaux monodimensionnels réguliers par morceaux.

La transformée en curvelet se dérive des ridgelets multiéchelles – qui sont une pyramide de ridgelets fenêtrées – combinées avec un filtrage spatial passe-bande pour isoler les différentes échelles. La décomposition en curvelets peut être décrite par les étapes suivantes :

- Décomposition en sous-bandes : l'objet est filtré en sous-bandes
- Partitionnement de chaque sous-bande en blocs de taille appropriée.
- Application de la transformée en ridgelets par bloc.

La motivation derrière cette démarche peut être expliquée par le fait que le fenêtrage lisse permet aux contours courbés lisses d'apparaître rectilignes dans les sous-images. La Figure 2.10 montre comment la transformée en curvelet opère sur une image numérique. Les trois étapes de la décomposition en curvelet sont clairement représentées.



**Figure 2.10:** L'image BigMac (256x256 pixels), et les étapes de l'analyse par Curvelets

Les curvelets ont été appliquées à l'inversion d'opérateurs [11] et plus particulièrement à l'inversion de l'opérateur de tomographie [62]. Les curvelets ont aussi été appliquées à l'étude d'images astronomiques [63] et au débruitage [64] par Stark et al. La transformée en curvelets est cependant difficile à mettre en œuvre pour la compression d'images, principalement à cause de la nature continue des curvelets et au manque d'orthogonalité.

En effet, la transformée en curvelet a été développée initialement dans le domaine continu [29] via une analyse multiéchelle en appliquant la transformée en ridgelet par blocs après une décomposition en sous-bandes. Les auteurs ont proposé par la suite la seconde génération de la transformée en curvelet [30] définie directement via un partitionnement fréquentiel sans utiliser la transformée en ridgelet. Ces deux constructions nécessitent l'implémentation d'un opérateur de rotation ce qui n'est pas simple dans le domaine discret. Il apparaît donc nécessaire de développer de nouvelles transformées

multirésolution et directionnelles similaires aux curvelets, mais construites directement dans le domaine discret.

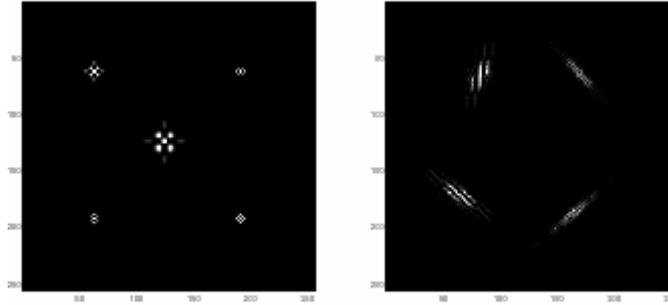
A cette fin a été développée la transformée en *Contourlets* [28] à base de filtres non séparables. Elle propose une décomposition multirésolution et directionnelle qui s'approche de la décomposition en curvelets.

Cette nouvelle approche, décrite dans la section suivante, semble être la plus prometteuse parmi les constructions actuellement disponibles [42].

## 2.4 TRANSFORMEE EN CONTOURLETS

Inspirés par les curvelets, Do et Vetterli [28], [65] ont développé la transformée en contourlets qui obéit à un nouveau schéma de décomposition multirésolution qui permet de représenter l'image comme un ensemble compacte de niveaux de résolution spatiales et directionnelles (orientées). Contrairement au curvelets, la transformée en contourlets est conçue directement dans le domaine discret. L'esprit de la méthode est cependant similaire à celui des curvelets car il s'agit d'une base fixe avec une grande sélectivité directionnelle. Le but principal de la construction contourlets est de fournir une représentation éparse des données aussi bien aux résolutions spatiales que fréquentielles. L'appellation «*contourlet*» vient du fait que cette nouvelle décomposition est une frame composée de segments de contour [66].

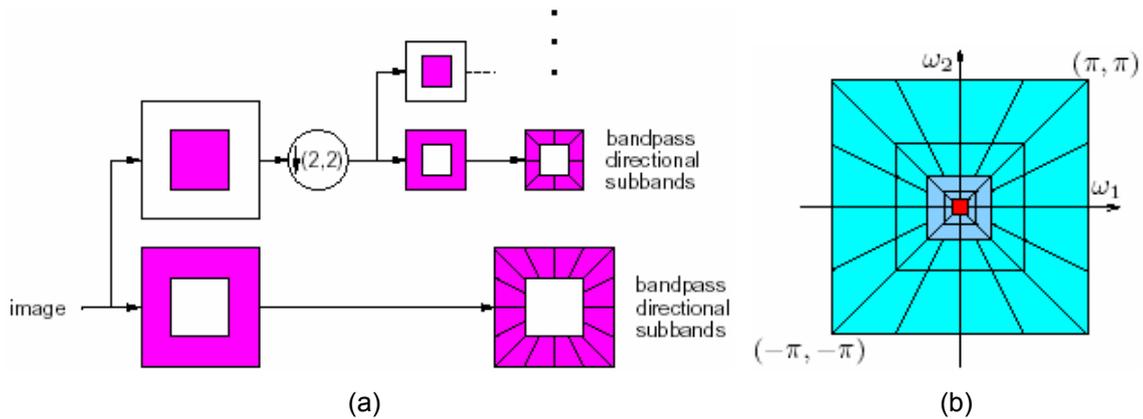
Les ondelettes 2D, résultant du produit tensoriel de deux transformées en ondelettes 1D, fournissent un nombre limité et fixe d'orientations et peuvent capturer uniquement les discontinuités ponctuelles sans prendre en compte la régularité des contours. Les contourlets ont été développées comme remède à cette inefficacité des ondelettes. En effet, la transformée en contourlets possède non seulement les principales propriétés des ondelettes (à savoir, sa multirésolution, sa bonne localisation en espace et en fréquence, ainsi que sa décimation critique) mais offre aussi une grande sélectivité directionnelle. Pour mettre en évidence la différence entre la transformée en ondelettes et la transformée en contourlets, la Figure 2.11 montre quelques images de base de ces deux transformées. On peut constater que les contourlets offre un



**Figure 2.11:** Représentations d'image par Ondelettes et Contourlets. (a) Exemples de cinq fonctions de base pour la transformée en ondelettes 2-D. (b) Exemples de quatre fonctions de base pour la transformée en contourlets.

ensemble beaucoup plus riche d'orientations et de formes, et par conséquent elles sont plus efficaces dans la capture des contours lisses et les structures géométriques des images avec moins de coefficients par rapport aux ondelettes.

Une décomposition d'image en contourlets est construite en combinant successivement, à chaque échelle, deux étages de décomposition distincts : une décomposition en un nombre de niveaux de résolutions spatiales suivie d'une décomposition en un autre nombre de résolutions directionnelles. Le premier étage utilise une pyramide Laplacienne redondante [67] pour transformer l'image en une suite d'images passe-bande BP et une image d'approximation basse-fréquence. Le deuxième étage applique de manière appropriée un banc de filtre directionnel [68] suivi d'un échantillonnage critique pour décomposer chaque image passe-bande en un nombre de sous-bandes directionnelles (en forme d'hélices), capturant ainsi des informations directionnelles ou orientées. La méthode peut être itérée sur l'image d'approximation basse-fréquence. Finalement, l'image se trouve représentée par un ensemble de sous-bandes multiéchelles et orientées, comme cela est montré à la Figure 2.12(a). L'ensemble des sous-bandes ainsi obtenu constitue une représentation complète et fidèle de l'image. Grâce à cette structure en cascade, les deux étages de décomposition multiéchelle et directionnelle dans la construction contourlets sont indépendants l'un de l'autre. Chaque échelle peut être ainsi décomposée en un nombre arbitraire de puissance de 2 de directions, et les différentes échelles peuvent être décomposées en une variété de directions. La Figure 2.12(b) montre un exemple de décomposition



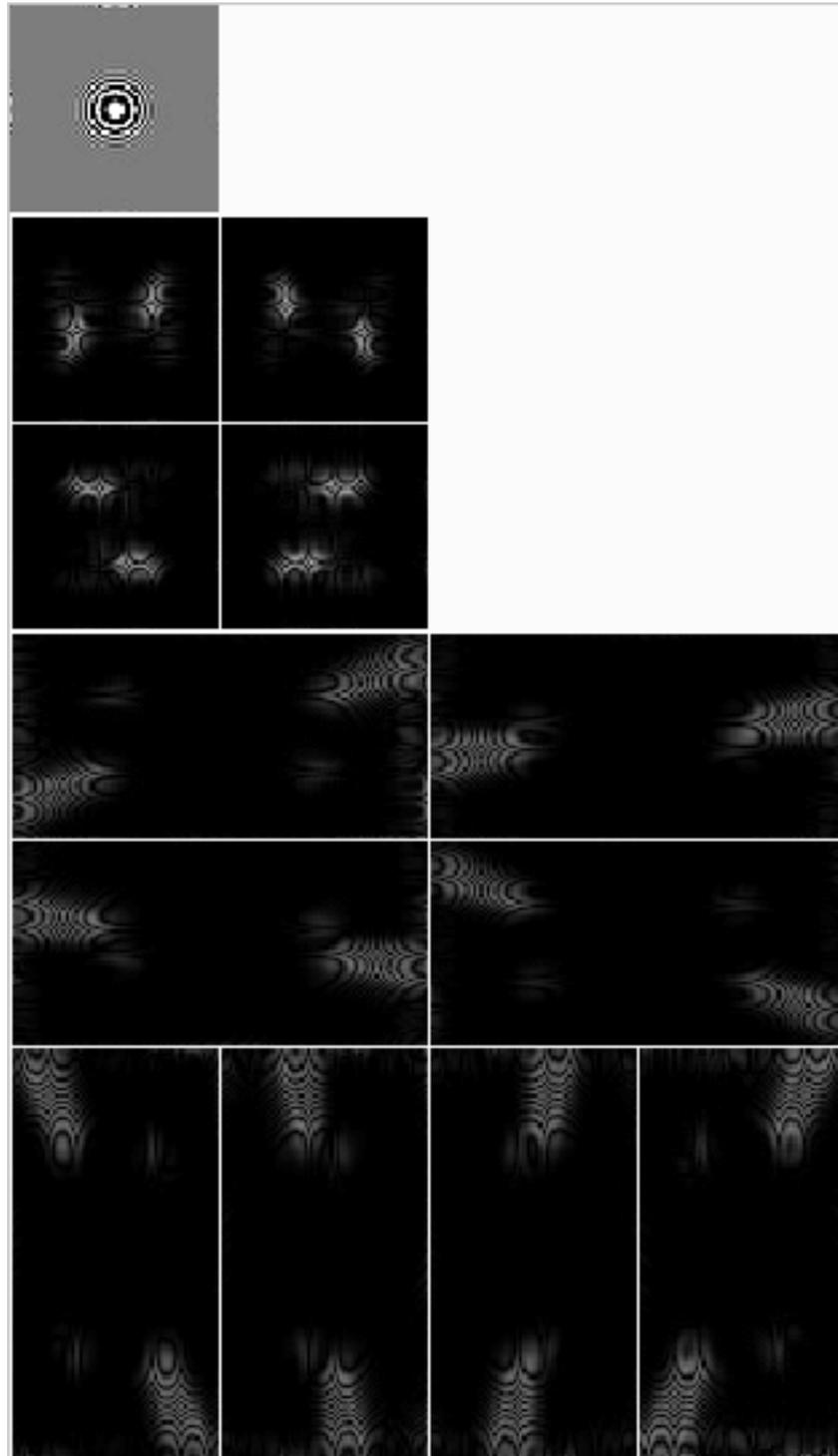
**Figure 2.12:** (a) Illustration de l'implantation des contourlets à l'aide d'un banc de filtres pyramidal directionnel (PDFB). (b) Exemple de partitionnement fréquentiel par la transformée en contourlets. L'illustration est issue de [28].

directionnelle de la transformée en contourlets, où les quatre échelles sont divisées en quatre, quatre, huit, et huit sous-bandes directionnelles de l'échelle grossière à l'échelle fine.

La Figure 2.13 montre un exemple de l'application de la transformée en contourlet sur l'image «Zoneplate». L'image est décomposée en une image d'approximation passe-bas et en plusieurs sous-bandes passe-bande directionnelles. Seuls les contourlets qui coïncident à la fois avec la position et la direction des contours de l'image produisent des coefficients significatifs [28].

La transformée en contourlets garantit une reconstruction parfaite de l'image. Son degré de redondance est relativement faible puisque le nombre total de coefficients contourlet obtenu à l'issue d'une décomposition approche les  $4/3$  du nombre d'échantillons de l'image originale. Ceci étant dû uniquement au surplus d'échantillons inhérent à la pyramide Laplacienne, puisque le reste de la décomposition est effectué avec échantillonnage critique.

Comparée à la transformée en ondelettes discrète, la transformée en contourlet avec sa propriété de sélectivité directionnelle (ou orientée) conduit à des améliorations et à de nouveaux potentiels attrayants pour les applications de traitement d'image. En effet, les contours fins sont mieux représentés puisque des expérimentations ont déjà clairement montré que les contours lisses sont représentés de manière efficace par quelques coefficients contourlets localisés dans la bande à orientation appropriée [69], [70].



**Figure 2.13:** La transformée en Contourlet de l'image "Zoneplate". L'image est décomposée en deux niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en quatre et huit sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc.

La différence principale entre les contourlets et les autres systèmes multirésolution directionnels, comme ceux décrits précédemment, est que la transformée en contourlets est une version discrète, donc adaptée aux images numériques, qui offre une analyse multirésolution avec un nombre arbitraire de sous-bandes directionnelles à chaque niveau, et forme une frame étroite de redondance faible. De plus, la transformée en contourlets se base sur l'utilisation de bancs de filtres pyramidaux directionnels se qui la rend peu coûteuse en temps de calcul ; précisément, elle requiert  $O(N)$  opérations pour une image de  $N \times N$  pixels [71].

Toutefois, en dépit des propriétés intéressantes des contourlets, à savoir sa multirésolution, sa multidirection, ainsi que son anisotropie, la conception des filtres pour la transformée en contourlets est une tâche difficile. En outre, en raison des sous-échantillonnage et sur-échantillonnage présents à la fois dans la pyramide Laplacienne et le banc de filtres directionnels, la transformée en contourlettes n'est pas invariante par translation [72]. Cela peut poser problème dans le cas par exemple de la détection de mouvements dans le domaine transformée. Un autre exemple qui illustre l'importance de l'invariance par translation est le débruitage par seuillage dans le domaine des ondelettes où le manque de l'invariance par translation fait apparaître des artefacts de Gibbs autour des singularités dans le résultat du débruitage.

Afin de pallier à ce problème, Cunha et *al.* ont proposé une nouvelle transformée appelée transformée en Contourlettes non sous-échantillonnée (*Nonsampled Contourlet Transform, NSCT*) [6], [72] décrite dans la section suivante.

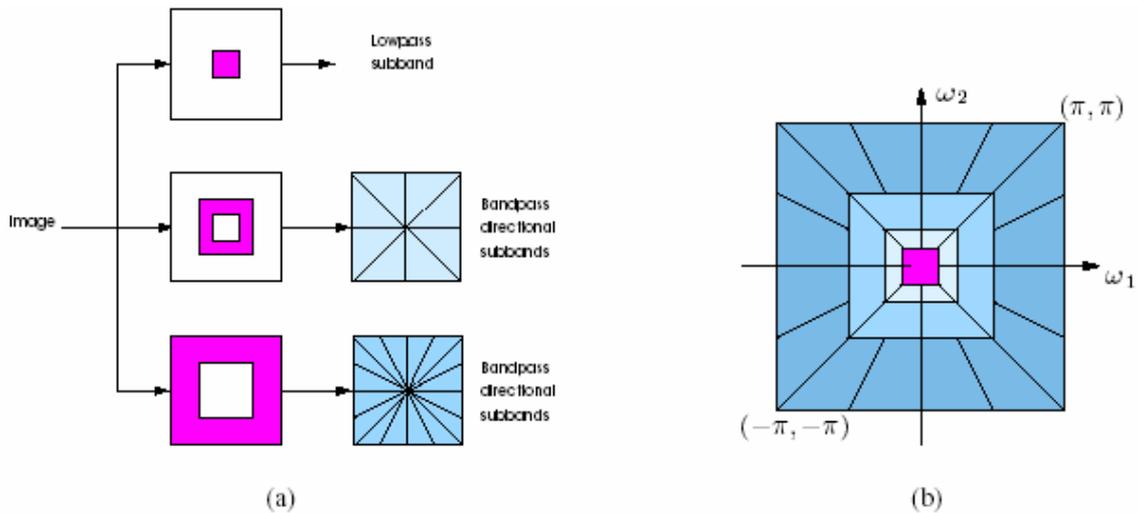
## 2.5 TRANSFORMEE EN CONTOURLETS NON SOUS ECHANTILLONNEE

Introduite dans [6], la transformée en Contourlets non sous-échantillonnée, NSCT (*Nonsampled Contourlet Transform*) [6], est une version invariante par translation de la transformée en Contourlets. La transformée en Contourlets utilise une pyramide Laplacienne pour la décomposition multiéchelle, et des bancs de filtres directionnels pour la décomposition directionnelle. Pour assurer l'invariance par translation, la NSCT

est implantée à l'aide d'une structure pyramidale non sous-échantillonnée et des bancs de filtres directionnels non sous-échantillonnés. La construction de la NSCT conduit à un problème de conception de filtre qui n'a pas été abordé ailleurs [6]. Le problème de conception est beaucoup moins contraint que celui des contourlettes ce qui résulte en des filtres avec une sélectivité fréquentielle meilleure et par conséquent, une meilleure décomposition en sous-bandes est assurée.

La Figure 2.14 illustre le principe de la NSCT. Il s'agit de combiner successivement deux étages de décomposition invariants par translation [6]: (1) une structure pyramidale non sous-échantillonnée, NSP (*NonSubsampled Pyramid*), qui assure la propriété multiéchelle et (2) une structure de bancs de filtres directionnels non sous-échantillonnés, NSDFB (*NonSubsampled Directional Filter Bancs*), permettant une décomposition suivant différentes orientations. Le résultat est une décomposition d'images flexible, multiéchelle, multidirection, et invariante par translation qui peut être implantée efficacement via l'algorithme à trous [73]. Au cœur de cette méthode se trouve un banc de filtres non sous-échantillonnés et non séparables à deux canaux. Un banc de filtres non sous-échantillonnés ne contient pas de sous-échantillonneurs ni de sur-échantillonneurs et par conséquent, il est invariant par translation.

La propriété multiéchelle de la NSCT est obtenue à partir d'une structure de filtrage invariante par translation qui effectue une décomposition en sous-bandes similaire à celle de la pyramide Laplacienne. Ceci est obtenu par des bancs de filtres 2D non sous-échantillonnés à deux canaux. La décomposition directionnelle invariante par translation repose sur un banc de filtres directionnels non sous-échantillonnés, NSDFB. Le NSDFB est une version invariante par translation du banc de filtres directionnels à échantillonnage critique de la transformée en contourlets. La NSCT résulte ainsi de la combinaison de la NSP et du NSDFB comme illustré sur la Figure 2.14.

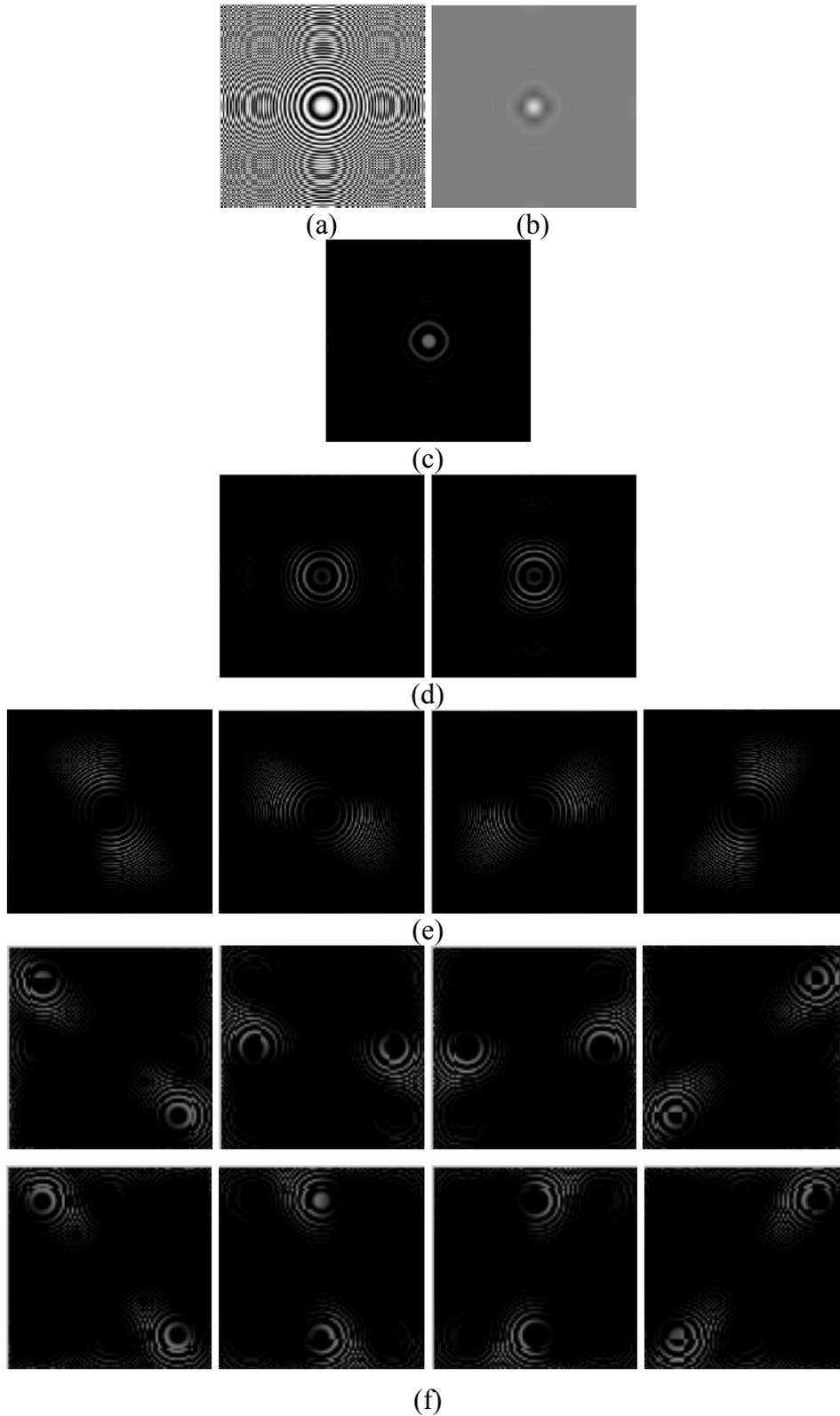


**Figure 2.14:** La transformée en contourlets non sous-échantillonnée. (a) Schéma bloque de l'implantation de la NSCT à l'aide d'un banc de filtre pyramidal directionnel non sous-échantillonné. (b) le partitionnement fréquentiel résultant, où le nombre de directions augmente avec la fréquence.

La Figure 2.15 montre un exemple de la décomposition en NSCT de l'image standard 'Zoneplate' (256×256 pixels). Trois niveaux NSP et 8-4-1 sous-bandes directionnelles NSDFB ont été utilisés. L'image originale et les sous-bandes résultantes ont la même taille.

Comparée à la transformée en contourlets, la NSCT est une décomposition d'image entièrement invariante par translation, multiéchelle, et multidirection, qui a une meilleure sélectivité fréquentielle et une implémentation rapide [6]. La NSCT s'est avérée être très efficace dans le débruitage et l'amélioration d'images comme il a été démontré dans [6].

Les constats susmentionnés soulèvent une question ouverte en ce qui concerne l'exploitation de la NSCT dans l'extraction des points d'intérêt pour le recalage des images. C'est la principale motivation de cette thèse.



**Figure 2.15:** La transformée en contourlets non sous-échantillonnée de l'image "Zoneplate". L'image est décomposée en quatre niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en 1, 2, 4, et 8 sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc. (a) L'image originale. (b) Sous-bande passe-bas. (c), (d), (e), (f) Sous-bandes directionnelles passe-bande.

## **2.6 ETUDE COMPARATIVE DES DIFFERENTES TRANSFORMEES**

La plupart des transformées directionnelles passées en revue dans la section précédente, ont la caractéristique d’être redondantes.

Habituellement les transformées redondantes sont largement préférées pour des applications de traitement d’images telles que le débruitage, l’extraction de primitives et l’amélioration des images. En effet, les transformées redondantes sont plus flexibles et faciles à concevoir et peuvent surpasser de manière significative celles non redondantes [6]. Les transformées d’images à échantillonnage critique en revanche, sont adoptées notamment pour des applications de codage et de compression.

Une autre caractéristique importante d’une transformée est sa stabilité par rapport aux translations du signal d’entrée. Un exemple qui illustre l’importance de l’invariance par translation est le débruitage par seuillage dans le domaine des ondelettes où le manque de l’invariance par translation fait apparaître des artefacts de Gibbs autour des singularités dans le résultat du débruitage [74].

Les premières transformées directionnelles à avoir vu le jour sont les transformées de Radon et la transformée en cortex. Malheureusement, ces transformées ont été définies dans le domaine continu. Elles ont toutefois été source d’inspiration pour des transformées plus récentes, comme la famille des transformées en ridgelets et curvelets, qui revient à utiliser une fonction d’ondelette pour discrétiser en orientations la transformée de Radon. La famille des transformées en contourlets et la pyramide orientable s’inspirent en revanche du partitionnement fréquentiel proposé par la transformée en cortex. La transformée en contourlets présente de plus l’intérêt notable d’avoir la meilleure sélectivité directionnelle. De plus, elle est peu redondante ce qui en fait une bonne candidate pour son application à la compression. La NSCT en revanche, offre à la fois une analyse discrète directionnelle et invariante par translation. Elle constitue ainsi une voie prometteuse pour des applications de traitement d’image telle que l’extraction de primitives.

## **2.7 CONCLUSION**

Récemment, il est apparu évident que les transformées en ondelettes et les autres décompositions multirésolution classiques ne représentent pas la panacée des outils de traitement d’images. Des travaux récents ont montré qu’il est possible de définir des cadres théoriques de représentations multiéchelle plus vastes donnant naissance à de nouvelles transformées plus intéressantes et plus adaptées aux structures géométriques lisses et continues telles que les contours d’objets. Dans ce chapitre, nous avons passé en revue certaines de ces nouvelles transformées. Ce sont des décompositions multiéchelle, qui opèrent selon une multitude d’orientations fréquentielles et qui offrent un bon compromis entre la représentation épars (ou compacte) de l’information visuelle et la qualité perceptuelle de l’image reconstruite. En particulier, la transformée en contourlets non sous-échantillonnée, NSCT, est une version discrète, donc adaptée aux images numériques, qui offre une meilleure sélectivité directionnelle et possède la propriété de l’invariance par translation. L’image résultant de cette transformation est un ensemble de segments de contours lisses et localisés sur lesquels peuvent s’appliquer des traitements additionnels. Ces caractéristiques intéressantes nous ont amenés à l’exploitation de cette nouvelle transformée dans l’extraction de points d’intérêt pour le recalage des images. Ceci fera l’objet du chapitre suivant.

# Extraction Automatique de Points d'Intérêt Basée sur la NSCT

### Résumé

*La détection de points d'intérêt (ou coins) est, au même titre que la détection de contours, un composant-clé pour de nombreux processus de traitement d'images et de vision par ordinateur. Cette étape de bas-niveau revêt une importance particulière du fait qu'elle conditionne les tâches de plus haut-niveau. Les points d'intérêt sont des points caractéristiques de l'image qui sont particulièrement porteurs d'information. Dans ce chapitre, nous présentons un nouveau détecteur de points d'intérêt basé sur la transformée en contourlets non sous-échantillonnée. Ce nouveau détecteur a été comparé avec deux détecteurs bien connus dans la littérature en termes des critères suivants: détection, localisation et coût calculatoire. Les résultats de cette comparaison sont favorables au détecteur proposé.*

### **3.1 INTRODUCTION**

L'image en deux dimensions n'est qu'une représentation d'un monde en trois dimensions. S'il est naturel pour le cerveau humain de passer de cette information d'intensité lumineuse à une représentation sur laquelle on puisse raisonner, ce cheminement n'a rien d'évident pour une machine qui va, le plus souvent, devoir créer et manipuler des représentations intermédiaires. La première étape d'un processus d'analyse d'images va consister à structurer l'information contenue dans les pixels de l'image afin d'éliminer d'une part, l'information non utile à la tâche de vision et, d'autre part, d'extraire et de représenter l'information nécessaire à la poursuite du processus d'analyse. Cette information utile dépend, bien sûr, de la finalité de la tâche de vision.

En traitement d'images et en vision par ordinateur, le premier et difficile problème est celui de l'extraction d'informations caractéristiques contenues dans une ou plusieurs images. En effet, la représentation que notre œil se fait d'une droite ou d'un coin n'est pas nécessairement facile à interpréter du point de vue du signal image. Aussi, on a longtemps cherché des méthodes robustes pour extraire des formes faciles à interpréter pour l'œil humain d'une part, et qui représentent une description physique réelle de la scène contenue dans l'image d'autre part.

Parmi les différents types de caractéristiques bas-niveau qu'on cherche à extraire d'une image, les primitives point, appelées points d'intérêt ou coins, s'avèrent les plus pertinents. Fondamentalement, un point d'intérêt représente la forme la plus simple des éléments caractéristiques bidimensionnels présents dans une image [5].

L'extraction de coins et de points d'intérêt revêt une importance capitale dans le domaine du traitement d'images et de vision par ordinateur. C'est en effet une étape particulièrement indispensable dont peuvent dépendre, suivant les approches utilisées, certaines tâches de plus haut niveau comme par exemple le recalage d'images, le calcul du mouvement 2D, le suivi de cible, ou l'appariement stéréoscopique. Il s'agit généralement de la première phase dans chacune de ces applications et par conséquent les résultats finaux dépendent fortement de la performance des détecteurs de points d'intérêt.

Le problème d'extraction de coins et de points d'intérêt reste cependant un problème ouvert en traitement d'images et en vision par ordinateur. Le besoin de détecteurs de points d'intérêt robustes et fiables se fait encore sentir dans la littérature [75]. Dans une tentative de répondre à ce besoin, de nombreux algorithmes de détection de points d'intérêt ont été proposés au fil des années [76].

Dans ce chapitre, une nouvelle méthode robuste de détection de points d'intérêt est proposée. Cette nouvelle approche exploite le potentiel de la transformée en Contourlets non sous-échantillonnée, NSCT, présentée dans le Chapitre 2, et sa propriété d'orientation fréquentielle dans le but d'apporter une amélioration significative à la détection de points d'intérêt à partir des images en niveau de gris. Le choix des points d'intérêt comme primitives de bas-niveau est d'abord argumenté à la Section 3.2. Ensuite un état de l'art des différents détecteurs existants est exposé à la Section 3.3. Puis les critères d'évaluation adoptés sont expliqués à la Section 3.4. La Section 3.5 présente alors le nouvel algorithme d'extraction de points d'intérêt développé. Enfin, les résultats expérimentaux obtenus sont présentés et commentés en menant une étude comparative avec deux détecteurs de points d'intérêt bien connus selon les critères d'évaluation adoptés.

### **3.2 CHOIX DE POINTS D'INTERET**

Un point d'intérêt (PI) est défini comme étant un point dans l'image où des changements bidimensionnels significatifs de l'intensité se produisent dans plus d'une seule orientation prédominante. Ceux-ci peuvent être provoqués par [77] :

- (a) une perte de contraste (e.g. fin de ligne),
- (b) intersection de deux ou plusieurs bords d'orientations différentes (e.g. jonction, vertex),
- (c) changements continus d'orientation (courbure).

Des exemples en sont les coins (jonctions en L), les jonctions en X, Y, T et les jonctions flèches, ou les points où de fortes variations de courbure se produisent [78]. Points d'intérêt et coins sont souvent utilisés de manière équivalente dans la littérature. En fait, point d'intérêt est plus général que coin et ne comporte pas de connotation symbolique.

La pertinence des points d'intérêt repose sur la richesse et la fiabilité de l'information contenue dans le signal en ces points car ils imposent plus de contraintes sur l'intensité contrairement aux points correspondant à des changements unidimensionnels du signal (lignes de contours) ou à des régions homogènes. D'autre part, les points d'intérêt sont souvent plus abondants dans les images réelles que les contours et s'avèrent plus fiables [79] car ils sont uniques et notables dans un objet ou une scène.

La caractéristique locale de ces points leur confère, par ailleurs, une certaine robustesse aux transformations géométriques et aux problèmes d'occultation (soit occultés complètement, soit visibles). Ceci est beaucoup moins vrai pour les algorithmes d'extraction de contours ou des régions, qui ont besoin d'une étape de chaînage ou de fusion, étape qui par expérience reste très fragile.

Les points d'intérêt ont également un caractère général. Leur extraction fonctionne aussi bien pour des objets simples que pour les objets complexes. Un exemple d'objet complexe est le semeur de «Van Gogh» (voir Figure 3.1). Pour un tel exemple, l'extraction de contours est pratiquement impossible du fait de la texture contenue dans cette scène.

### **3.3 HISTORIQUE DES METHODES EXISTANTES**

Passer en revue un thème aussi largement traité dans le traitement d'images et la vision par ordinateur est pratiquement impossible. Aussi nous allons ici simplement rappeler, et discuter les principaux extracteurs de points d'intérêt que l'on rencontre en traitement d'images et en vision par ordinateur pour mieux situer notre contribution.

En effet, les détecteurs de points d'intérêt foisonnent dans la littérature. Dès 1977, Moravec [80] introduit la notion de points d'intérêt. Pour lui, certains points dans une image peuvent avoir des caractéristiques plus significatives que les autres et ont donc un intérêt plus important. Puis, Beaudet [81] cherche à formaliser les coins dans une image et est le premier à proposer un détecteur.



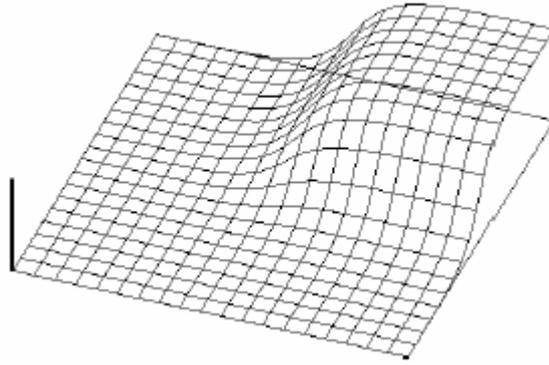
**Figure 3.1:** Le semeur de «Van Gogh»

Depuis, de nombreux travaux ont été effectués que l'on peut classer grossièrement en trois catégories: les approches à base de modèles, les approches à base de géométrie et les approches à base d'ondelettes.

### 3.3.1 Approches à base de modèles

Pour les méthodes à base de modèles telles que [82] et [83], [84], [85], [86], [87], [88], les points d'intérêt sont identifiés dans l'image par mise en correspondance du signal image avec un modèle mathématique des types de points d'intérêt considérés. Le but est d'obtenir une précision sous-pixelique.

Rohr [84], [85] utilise un modèle paramétrique permettant de différencier les jonctions de plusieurs lignes. Il effectue alors une minimisation robuste au sens des moindres carrés pour ajuster au mieux les paramètres de son modèle et cela lui permet d'obtenir des localisations très précises des points. Deriche et Blaszk [86] ont proposé une amélioration de la méthode de Rohr au niveau du temps de calcul en remplaçant la fonction gaussienne de lissage par une fonction exponentielle. Deriche propose, en outre, une solution pour l'initialisation des paramètres. Brand et Mohr [88] proposent une implémentation différente. Le modèle théorique est ajusté au signal en utilisant une transformation affine. Deriche et Giraudon [87] ont présenté une méthode différente pour améliorer la précision de la détection, tout en utilisant un modèle théorique pour un coin. A partir de ce modèle ils analysent d'une manière théorique le comportement de différents détecteurs.



**Figure 3.2:** Modèle théorique d'un coin

Toutefois, de telles méthodes ne sont utilisables que pour des types bien précis de points d'intérêt, par exemple des coins (jonctions en L). La Figure 3.2 montre un modèle théorique pour un coin avec un angle de 90 degrés. Par conséquent, une telle approche est inutilisable dans un contexte général de détection de points d'intérêt. De plus, la performance de ce type de détecteurs n'est pas satisfaisante en pratique en raison du coût calculatoire élevé.

### **3.3.2 Approches à base de géométrie**

Pour cette catégorie deux classes se retrouvent dans la littérature. La première contient les méthodes basées sur les contours, c'est-à-dire à partir de chaînes de contours les endroits avec une courbure maximale ou un point d'inflexion sont recherchés. La deuxième extrait le point d'intérêt directement à partir du signal de niveaux de gris.

#### **3.3.2.1 Méthodes basées sur les contours**

Le principe des méthodes basées sur les contours est de rechercher les points de courbure maximale le long des chaînes de contours ou d'effectuer une approximation polygonale en vue d'en déduire des points particuliers (intersection, inflexion, etc.). De telles méthodes existent depuis longtemps et elles sont les premières méthodes à base de géométrie. Elles ont été développées au milieu des années 80.

Asada et Brady [89] extraient des points d'intérêt pour des objets 2D à partir de courbes planes. Ils constatent que les courbes planes ont des

caractéristiques significatives: les changements de courbure. Ces changements sont classés en plusieurs catégories: coin, terminaison, etc. Pour pouvoir les détecter d'une manière robuste, l'algorithme est intégré dans un cadre multi-échelle. Une approche similaire a été proposée par Mokhtarian et Mackworth [90]. Au lieu d'utiliser les changements de courbure d'une courbe plane, ils utilisent les points d'inflexion de celle-ci.

Medioni et Yasumoto [91] approximent les contours avec des B-splines. Les points d'intérêt sont des maxima de courbure calculés à partir des coefficients de ces B-splines.

Horaud et *al.* [92] recherchent des groupements dans une image de contours pour établir une représentation intermédiaire. Cette représentation repose sur la structuration de segments extraits dans l'image. L'intersection de ces segments donne les points d'intérêt.

Mokhtarian et Suomela [93] utilisent le détecteur de Canny qu'ils ont optimisé pour les contours à 45 degrés et à 135 degrés, connus pour poser des problèmes. Leur approche utilise une représentation multi-échelle des contours préalablement extraits. Les coins étant définis comme les maxima de courbure des contours, ils construisent donc l'espace multi-échelle des courbures. Les coins sont alors détectés au niveau le plus élevé de l'espace échelle et suivis dans les différentes échelles jusqu'à l'échelle initiale. Cela assure d'une part une bonne localisation des coins et d'autre part une bonne robustesse vis-à-vis du bruit. Le principal problème réside dans le fait qu'il faut tout de même un minimum de structures pour trouver des coins. En revanche, leur détecteur est très rapide.

Ce type de méthodes a ses faiblesses inhérentes, ce qui limite leur performance et donc leurs champs d'applications. En effet, de telles méthodes souffrent de la complexité algorithmique élevée puisque elles reposent sur plusieurs étapes. De plus, les résultats de l'estimation des points d'intérêt sont instables car ils sont fortement dépendants de l'étape de détection de contours.

### 3.3.2.2 Méthodes basées sur les niveaux de gris

Ces méthodes opèrent directement sur les niveaux de gris de l'image, elles ne dépendent donc pas des contours ni d'un modèle mathématique. En général, la performance de ces méthodes est meilleure que celle des méthodes basées sur les contours car l'image d'entrée n'a pas besoin d'être prétraitée, évitant ainsi d'éventuelle perte d'information vitale pour la détection précise des points d'intérêt.

L'idée ici est de traiter l'image comme une surface d'intensité, et d'utiliser les dérivées et les mesures de courbure de la surface pour détecter les points d'intérêt.

Beudet [81] a proposé le premier détecteur de points d'intérêt. Cet opérateur utilise les dérivées deuxièmes du signal image pour calculer la mesure suivante appelée DET :

$$DET = I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2 \quad (3.1)$$

où  $I(x,y)$  représente la surface d'intensité de l'image et  $I_i$  ses dérivées secondes. Cette mesure est invariante aux rotations et liée à la courbure gaussienne du signal. Les points où cette mesure est maximale sont les points d'intérêt. Pour obtenir effectivement les points d'intérêt, la valeur absolue de cette mesure est seuillée. Il faut noter que cet opérateur détecte les points d'intérêt près des coins mais pas sur les coins, pour autant que la notion de coin existe dans le signal [94].

Kitchen et Rosenfeld [95] ont proposé un détecteur de points d'intérêt qui repose sur la multiplication de la courbure par la magnitude du gradient de l'image. La mesure obtenue donne des réponses fortes lorsque les valeurs de courbure et de gradient sont simultanément élevées. La mesure K qu'ils utilisent est la suivante :

$$K = \frac{I_{xx}I_y^2 + I_{yy}I_x^2 - 2I_{xy}I_xI_y}{I_x^2 + I_y^2} \quad (3.2)$$

L'approche de Kitchen et Rosenfeld est une des approches les plus représentatives de toutes celles qui travaillent à l'ordre deux. Toutefois, la

magnitude du gradient est assez diffuse, aussi cet opérateur est très imprécis en localisation. Pour que les points d'intérêt ne soient pas trop épais, les maxima locaux de l'image de magnitude sont extraits avant d'effectuer la multiplication.

Dreschler et Nagel [96] ont constaté comme défaut à l'approche de Beudet que la courbure gaussienne peut devenir grande sur des contours marqués, c'est-à-dire sur des contours pour lesquels les deux niveaux de gris définissant ce contour sont très différents. Ceci est dû au fait que la courbure gaussienne est le produit des deux courbures principales d'une surface, et sur un contour marqué une des deux courbures devient très importante. En utilisant un modèle théorique d'un coin, ils constatent qu'autour d'un coin la courbure gaussienne change de signe et qu'elle possède un maximum positif et un minimum négatif. Ils proposent donc de localiser un point d'intérêt sur la ligne joignant ce minimum et ce maximum, notamment à l'endroit où la pente du signal est maximale. A cet endroit la courbure s'annule et change de signe. Par la suite [97] et [98] ont montré que les approches de Nagel et Kitchen sont équivalentes.

Moravec [99], [100] a proposé un détecteur basé sur la fonction d'autocorrélation locale de l'image. Cette fonction mesure les différences entre une fenêtre de l'image et ses quatre copies décalées dans les directions parallèles aux lignes et colonnes de l'image. Lorsque le minimum de ces quatre différences est supérieur à un seuil, ceci indique la présence d'un point d'intérêt. Le détecteur de Moravec fonctionne dans un contexte limité. Il souffre en effet de nombreuses limitations [101]. La réponse de ce détecteur est anisotrope en raison du caractère discret des directions de déplacements que l'on peut effectuer. La réponse est aussi bruitée en raison du voisinage rectangulaire considéré. Enfin, le détecteur de Moravec répond de manière trop forte aux contours en raison du fait que seul le minimum des différences est pris en compte en chaque pixel.

Le détecteur de Harris et Stephens [102], connu aussi sous le nom de détecteur de points caractéristiques de Plessey, a été conçu sur le même principe que le détecteur de Moravec, à la différence que la mesure de l'auto-

corrélation du signal est ici estimée à partir des dérivées de l'image du premier ordre. Ceci est une amélioration par rapport à Moravec, car la discrétisation utilisée pour calculer la fonction d'auto-corrélation, due au déplacement et aux directions choisies, n'est plus nécessaire. L'idée de base de ce détecteur est d'utiliser la fonction d'auto-corrélation pour déterminer les positions où le signal change dans deux directions simultanément. En prenant en compte les dérivées premières sur une fenêtre  $\sigma$ , une matrice  $M$  liée à cette fonction d'auto-corrélation est calculée :

$$M = \exp \frac{x^2+y^2}{2\sigma^2} \otimes \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

où  $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$ ,  $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$ , et  $G(\sigma) = \exp \frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}$  représente un lissage gaussien.

Les valeurs propres de cette matrice représentent les courbures principales de la fonction d'autocorrélation. Deux valeurs suffisamment grandes indiquent la présence d'un point d'intérêt. L'utilisation des courbures est plus précise que l'utilisation de la valeur minimale comme l'avait proposé Moravec. Toutefois, pour éviter un calcul explicite de ces valeurs propres, Harris utilise une mesure reposant sur le déterminant et la trace de la matrice. Les coins sont alors extraits à partir de l'opérateur suivant :

$$Det(M) - k.Trace^2(M) \quad \text{avec } k = 0.04 \quad (3.4)$$

où  $k$  est un paramètre permettant de combiner l'information de contour donné par la trace de  $M$  avec l'information d'angularité donnée par le déterminant de  $M$ . Cette mesure est supérieure à zéro dans le cas d'un coin. L'invariance de ce détecteur aux rotations est donc préservée.

Le détecteur de Harris est certainement le plus connu et utilisé dans la littérature; il est considéré robuste et fiable et a un côté universel, dans le sens où il fonctionne sur un large spectre d'images. Noble [75] a montré par ailleurs que l'approche de Harris est optimale uniquement pour des coins en forme de «L». Cottier [103] a proposé une autre réalisation du détecteur de Harris. Pour améliorer la localisation des points détectés, il applique ce détecteur uniquement sur les contours de l'image.

L'inconvénient de la plupart des méthodes présentées plus haut est leur instabilité face au bruit car elles reposent sur le calcul des dérivées qu'il n'est pas très bien conditionné.

Förstner [104], [105] propose une approche basée sur la statistique locale d'une image. Ceci lui permet d'estimer les paramètres de son algorithme de manière automatique. La première étape de son algorithme est d'estimer la variance du bruit. Il utilise ensuite cette estimation pour restaurer le signal. Puis, les pixels sont classés dans les catégories régions, contours et points d'intérêt. Pour ce faire, il utilise la fonction d'auto-corrélation de la même manière que Harris. Enfin, il classe les points d'intérêt en jonctions ou points isolés. De plus, il effectue une estimation sous-pixelique.

Smith et Brady [106] proposent un détecteur de coins et de contours, appelé SUSAN, robuste aux bruits, qui ne nécessite pas le calcul des dérivées de l'image et aucun traitement pour réduire le bruit contenu de celle-ci. Cette approche originale est basée sur l'idée de considérer des masques de pixels de forme circulaire dont les centres sont appelés des «nucleus». On compare alors le niveau de gris de chaque pixel contenu dans le masque avec celui du «nucleus», ce qui définit une zone appelée «USAN» (*Univalve Segment Assimilating Nucleus*). On associe alors à chaque point de l'image une zone locale de même niveau de gris. A partir du barycentre, de la taille et des moments de second ordre de l'«USAN», on évalue à la fois les contours et les coins : plus cette zone est petite, plus la présence d'un coin est probable. Le détecteur SUSAN est l'un des détecteurs les plus fréquemment cités dans la littérature récente. Cependant, il échoue sur les jonctions en «X», et le taux de détection est plus bas que celui du détecteur Harris [107].

Reisfeld et al. [108] ont proposé un opérateur motivé par des évidences psychophysiques. Cet opérateur est basé sur la notion de symétrie. Ils calculent une carte de symétrie qui contient pour chaque pixel une «magnitude de symétrie» et une orientation. Cette symétrie est calculée localement en regardant la magnitude et la direction des dérivées des points voisins. Cette carte de symétrie peut être appliquée à des tâches diverses, notamment à

l'extraction de points d'intérêt. Les endroits avec une symétrie importante sont des points d'intérêt, des lignes de symétrie représentent les axes de symétrie.

Un autre type de méthodes présent dans la littérature est celui basé sur la détection de caractéristiques locales par des filtres ou des opérateurs spatiaux. Ces méthodes reposent souvent sur deux phases de traitements [109] : une phase initiale de filtrage et une deuxième phase de recherche. Le rôle du filtrage initial est d'accentuer les caractéristiques spécifiques de l'image. La deuxième phase du traitement nécessite l'identification des positions des caractéristiques par le biais de différents critères.

Le modèle de l'énergie locale pour la détection des primitives de l'image suit ce cheminement. Celui-ci est inspiré des mécanismes neuro-biologiques. Le détecteur de Heitger et Rosenthaler [110], [111], modifié par la suite par Robbins et Owens [112], en est un exemple. Leur approche consiste à convoluer l'image avec des filtres directionnels pairs et impairs pour rechercher les points où l'intensité locale varie dans des directions perpendiculaires. Ces filtres sont des fonctions sinusoïdales sur une enveloppe gaussienne de moyenne nulle. Ils ressemblent à des filtres de Gabor. Les résultats des filtres pairs et impairs d'une même direction permettent de calculer l'énergie locale de l'image dans cette direction. Cette énergie correspond aux caractéristiques 1D de l'image (caractéristiques linéaires qui correspondent à des bords et des lignes étroites). Pour obtenir les caractéristiques 2D de l'image, leur approche consiste à calculer pour chaque direction les dérivées premières et deuxièmes de cette énergie. La mesure ainsi obtenue permet de détecter les caractéristiques 2D mais aussi les fausses réponses sur les caractéristiques 1D. Cette méthode est conforme à l'évidence neurophysiologique [113], [114], [112] qui dit que les variations 1D sont capturées par des cellules simples et complexes alors que les caractéristiques 2D telles que les coins, les fins de lignes, et les segments hautement courbés, sont détectées par les cellules appelés «*end-stopped cells*». Le nouvel aspect introduit par Heitger est l'utilisation pour la première fois des filtres directionnels sélectifs pour la détection précise des caractéristiques ponctuelles 2D dans les images complexes [101]. Toutefois, les dérivées directionnelles 1D utilisées par Heitger

donne aussi des réponses non nulles pour toutes les orientations qui ne coïncident pas avec les caractéristiques 1D. Ces fausses réponses sont atténuées par une méthode d'inhibition qui répond seulement aux caractéristiques 1D qui ne sont pas aussi des caractéristiques 2D. Bien que l'inhibition soit une propriété des systèmes visuels biologiques, la méthode d'inhibition présentée par Heitger est très compliquée [101].

### 3.3.3 Approches à base d'ondelettes

Les ondelettes ont aussi été appliquées à la détection de points d'intérêt. Dans [115], l'image d'entrée est décomposée par les ondelettes B-splines suivant plusieurs échelles. La somme des composantes fréquentielles des sous-bandes bas-haut, haut-bas, et haut-haut est seuillée pour obtenir la carte contours. Un point d'intérêt est alors détecté si la composante haut-haut est plus grande que le seuil et appartient à la carte contours. Cependant, Fransson [116] prétend que les sous-bandes haut-haut sont pleines de bruit en pratique. Il utilise donc les sous-bandes bas-haut et haut-bas pour détecter les coins. Chen et *al.* [117] ont proposé un nouveau détecteur de contours et de coins basé sur le ratio des modules de la transformée en ondelettes inter-échelle. Ce détecteur de contours peut correctement détecter les contours aux positions des coins, permettant ainsi la détection précise des coins. Pour réduire le nombre de points à traiter, ils appliquent la méthode de suppression des non-minima sur l'image contours et extraient ainsi l'image minima. Se basant sur la variance d'orientation, les points contours qui ne correspondent pas à des coins sont éliminés. Afin de localiser les points d'intérêt, ils ont proposé un nouvel indicateur de coins fondé sur la propriété de l'invariance par échelle des orientations des coins. Dans [7], les coins d'objets ont été détectés en appliquant un modèle d'interaction d'échelle (*scale-interaction model*), où deux filtres directionnels passe-bande avec deux bandes passantes différentes (c'est-à-dire à deux échelles différentes) ont été appliqués à l'image originale. La différence des deux sorties filtrées est ensuite calculée selon plusieurs orientations spécifiques, suivie d'une transformation non linéaire. La formulation de ce modèle de détection de points d'intérêt est basée sur l'utilisation des

ondelettes de Gabor. Dans [118], il a été proposé de remplacer les filtres passe-bande par des filtres passe-bas, et l'orientation désirée par la moyenne de toutes les orientations. De bons résultats ont été obtenus dans les deux cas, et des interprétations ont été données.

Récemment, Peter Kovési [119], [120] a présenté un nouveau détecteur de coins et de contours fondé sur l'étude de la congruence de phase. Cette fonction a été largement décrite dans la littérature comme étant un outil efficace pour la recherche de points dont les composantes de phase dérivant d'une analyse échelle-fréquence sont alignées, c'est-à-dire les points où les composantes fréquentielles sont maximalelement en phase. Le détecteur de Kovési utilise les moments principaux de la fonction de congruence de phase pour déterminer les coins et les contours. Ces moments sont donnés par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} a &= \sum (PC(\theta)\cos(\theta))^2 \\ b &= \sum (PC(\theta)\cos(\theta)) \cdot (PC(\theta)\sin(\theta)) \\ c &= \sum (PC(\theta)\sin(\theta))^2 \end{aligned} \quad (3.5)$$

où  $PC(\theta)$  est la valeur de la congruence de phase déterminée dans la direction  $\theta$ , et la somme est évaluée sur l'ensemble discret des orientations ou directions utilisées (typiquement six). Les moments maximum est minimum,  $M$  et  $m$  respectivement, sont donnés par :

$$\begin{aligned} M &= \frac{1}{2} \left( c + a + \sqrt{b^2 + (a - c)^2} \right) \\ m &= \frac{1}{2} \left( c + a - \sqrt{b^2 + (a - c)^2} \right) \end{aligned} \quad (3.6)$$

Cette mesure est basée sur les ondelettes 2D de Gabor orientées. L'opérateur de détection de coins et de contours résultant est bien localisé et sa réponse est invariante aux variations de l'amplitude du contraste dans une image. Une autre propriété intéressante de cet opérateur réside dans le fait que la carte de coins est strictement un sous-ensemble de la carte de contours. Ceci facilite l'utilisation coopérative de l'information de coins et de contours. Cependant, cette méthode nécessite une estimation du bruit à petite échelle. De plus, la congruence de phase est très coûteuse en temps de calcul [121].

Plus récemment, deux algorithmes multiéchelles de détection de coins dans les images en niveaux de gris basés sur la transformée en ondelettes Log-Gabor ont été proposés [107]. L'image d'entrée est décomposée par les ondelettes Log-Gabor à plusieurs échelles et selon plusieurs orientations. Dans le premier algorithme, la magnitude le long de la direction orthogonale à l'orientation du gradient est prise comme une mesure de point d'intérêt. Dans la deuxième méthode, les composantes à différentes échelles et orientations sont projetées sur les axes x et y et formulées dans la matrice des moments de second ordre. Enfin, la valeur propre la plus petite de cette matrice est utilisée pour détecter les coins. Comparés aux détecteurs de Harris et de Kovesi, il a été démontré que les algorithmes proposés sont plus performants.

### 3.4 EVALUATION DES DETECTEURS DE COINS

Précédemment, nous avons vu qu'il existe beaucoup de travaux sur les détecteurs de points d'intérêt. Toutefois, l'évaluation de ces méthodes reste problématique. Bien que le besoin de détecteurs de points d'intérêt fiables et robustes se fait sentir dans la littérature, il n'existe pas encore une méthode standard pour l'évaluation de la performance de ces détecteurs [107]. En effet, l'évaluation de la performance des détecteurs de coins a été largement subjective. La méthode d'évaluation la plus répandue a été de vérifier visuellement la qualité des résultats. Ceci n'est pas systématique et risque en plus de donner des résultats subjectifs : on compare le résultat avec ce qu'on évalue comme étant un point d'intérêt et non pas avec ce qui est important pour l'étape qui suit l'extraction de ces points.

Au cours des dernières années, l'accent a été mis de plus en plus sur l'évaluation quantitative des performances en traitement d'images et en vision par ordinateur – voir Bowyer et Phillips [122] et Courtney *et al.* [123] (et les références là-dedans) pour plus de détails. La plupart des travaux effectués à ce jour sur l'évaluation de la performance des détecteurs de caractéristiques a concerné les algorithmes de détection de contours, un domaine initié par le travail de Abdou et Pratt [124].

Dans le domaine de la détection de coins, il y a eu relativement peu de travaux publiés [125]. Courtney et *al.* [123] décrivent une procédure Monté Carlo pour la construction de fonctions de densité de probabilité pour le détecteur Harris pour un petit nombre de configurations de coins. Récemment, Rockett [125] a décrit une méthodologie générique pour évaluer la performance des détecteurs de coins basée sur la génération d'un ensemble de point d'intérêt tests. Cette méthodologie a été appliquée à trois détecteurs bien connus : le détecteur de Kitchen-Rosenfeld [95], le détecteur de Paler [126], et le détecteur de Harris-Stephens [102]. La performance de chacun de ces détecteurs est liée à leur pouvoir de discrimination entre les coins et les autres caractéristiques qui constituent la classe des non-coins. Pour chaque niveau de seuil, la probabilité de détection et le taux de fausses alarmes sont mesurés et tracés sous forme de courbe ROC (*Receiver Operating Characteristic*). La surface enclavée par cette courbe est alors utilisée comme mesure de performance. Au lieu d'utiliser des coins simulés, Martinez-Fonte et *al.* [127] ont utilisé des points sélectionnés manuellement à partir des images réelles de bâtiments. Les points détectés ont été comparés avec les données terrain (points réels) sélectionnés pour générer des courbes ROC.

En général, un détecteur de points d'intérêt réussi doit satisfaire les critères importants suivants :

- Tous les vrais points doivent être détectés.
- Pas de faux coins doivent être détectés.
- Les points doivent être bien localisés.
- Le détecteur de coins doit être robuste au bruit.
- Le détecteur de coins doit être rapide et efficace.

### 3.5 ENJEU DE CETTE RECHERCHE

Comme décrit précédemment, la détection de points d'intérêt est un domaine de recherche actif. Cependant, bien qu'une grande variété de méthodes de détection de points d'intérêt a été proposée, chacune de ces méthodes a sa propre limitation.

L'objectif du travail présenté dans le présent chapitre est de participer à l'état de l'art relatif à la détection automatique de points d'intérêt en proposant un nouveau détecteur de points d'intérêt basé sur la transformée en contourlet non sous-échantillonnée, NSCT.

L'enjeu du travail présenté ici (l'algorithme proposé) est d'établir un compromis des critères que doit satisfaire un détecteur de points d'intérêt. L'accent sera mis sur le problème du coût calculatoire. En effet, la vitesse est une exigence fondamentale pour les applications à temps réel. La réduction de la complexité des algorithmes contribue à plus de processus d'automatisation et à des implémentations plus rapides.

### 3.6 APPROCHE PROPOSEE

Bien que la notion de coin ou de point d'intérêt semble intuitivement évidente, elle est difficile à définir de manière formelle. Les chercheurs se sont surtout concentrés sur les représentations des coins et leurs structures géométriques [128].

Comme il n'existe pas une définition mathématique bien précise pour les coins, le jugement d'un point d'intérêt est généralement subjectif [107]. En conséquence, il est plus approprié de détecter les points d'intérêt en utilisant des filtres qui sont en concordance avec le système visuel humain. En effet, l'imitation des stratégies du cerveau humain dans la conception des dispositifs d'engineering est une voie prometteuse. Si l'on comprend comment le cerveau humain effectue ses nombreuses tâches, les mêmes approches pourraient être mises en oeuvre dans des dispositifs mécaniques nécessaires pour des tâches similaires pour améliorer leur performance.

Le lien du détecteur proposé avec le système visuel humain est double. En premier lieu, il est basé sur la transformée en contourlet non sous-échantillonnée qui, comme mentionné dans le Chapitre 2, est motivée par les études liées au système visuel humain. En deuxième lieu, il est inspiré du modèle d'interaction d'échelle (*scale-interaction*) conçu par Manjunath et al. [7].

### 3.6.1 Modèle d'interaction d'échelle (*scale-interaction*)

Le développement de ce modèle a été biologiquement motivé par les étapes préliminaires de traitement dans le cortex visuel des mammifères. Ce détecteur est fondé sur la propriété d'inhibition de terminaisons (*end-inhibition*) exhibée par certaines cellules dans le cortex visuel des mammifères et utilise des interactions d'échelle locales entre de simples caractéristiques orientées. Ce détecteur de caractéristiques est sensible aux lignes courtes, aux fins de lignes, aux coins et à d'autres points caractéristiques tels que les points où des changements de courbure se produisent.

L'idée derrière cette méthode est basée sur l'observation que les points caractéristiques d'une image sont souvent caractérisés par des changements dans la courbure locale, et que le modèle d'interaction d'échelle permet de localiser une telle information. Ce modèle est fondé sur l'observation que la réponse à la courbure et les fins de lignes est due à la différence entre deux réponses passe-bande ayant des bandes passantes différentes. Il peut être vu comme un processus de deux étapes. La première étape consiste à effectuer la décomposition de l'image selon plusieurs fréquences spatiales par le biais d'un banc de filtres passe-bande à orientation sélective afin d'extraire des caractéristiques orientées de premier niveau. La deuxième étape consiste en la soustraction de ces caractéristiques simples et l'application d'une transformation non linéaire, qui aboutit au modèle d'interaction d'échelle. Cette formulation est basée sur un filtrage par ondelettes de Gabor.

### 3.6.2 Algorithme proposé

De manière générale, les points d'intérêt ou les coins sont des caractéristiques locales d'une image. Elles appartiennent généralement à des structures de tailles différentes. Un moyen efficace pour détecter de telles caractéristiques est d'avoir une décomposition multiéchelle de l'image [129]. En outre, une représentation directionnelle de l'image fournit une information intuitive et utile pour décrire la forme des structures 2D.

Comme mentionné précédemment, la transformée en ondelettes a été largement utilisée pour la détection des points d'intérêt. La transformée en ondelettes est en effet un outil permettant une représentation multiéchelle tout en analysant le comportement local d'un signal. Au cours des deux dernières décennies, la représentation multiéchelle des images par ondelettes a gagné un intérêt considérable. Toutefois, il a été constaté récemment que les ondelettes peuvent ne pas être le meilleur choix pour représenter les images naturelles. Comme montré dans le Chapitre 2, cela étant dû à l'incapacité des ondelettes à capturer l'information directionnelle.

En revanche, la transformée en contourlet non sous-échantillonnée, NSCT, décrite dans le Chapitre 2, est une transformée réellement bidimensionnelle qui permet de capturer les structures géométriques intrinsèques de l'image. Comparée aux ondelettes, la NSCT ne fournit pas seulement une analyse multiéchelle, mais aussi une représentation géométrique directionnelle. Elle est invariante par translation telle que chaque pixel des sous-bandes, résultant de la décomposition, correspond à son homologue de l'image originale dans la même position. L'information géométrique peut donc être recueillie pixel par pixel à partir des coefficients NSCT. En raison de cette analyse, il est intéressant d'appliquer la NSCT dans la détection des points d'intérêt.

La méthode de détection de points d'intérêt proposée se compose des trois étapes suivantes:

1. Tout d'abord, l'image d'entrée est décomposée à l'aide de la NSCT le long de différentes résolutions directionnelles pour différentes échelles afin d'extraire les caractéristiques directionnelles de premier niveau.
2. La deuxième étape consiste en les interactions d'échelles en calculant, pour chaque résolution directionnelle, la différence entre les caractéristiques obtenues à deux échelles différentes. Cela se justifie par le fait que la NSCT est invariante par translation.
3. La dernière étape consiste à localiser ces caractéristiques. Cela étant obtenu en calculant, à chaque emplacement de pixel, la somme des carrés des magnitudes de toutes les sous-bandes différence obtenues. Il en

résulte une carte de caractéristiques qui met en relief les caractéristiques de l'image originale. Une procédure de seuillage et une suppression des non maxima sont ensuite appliquées sur la carte des caractéristiques obtenue afin de détecter les points d'intérêt. Le seuil est choisi pour être proportionnel à la moyenne et l'écart-type de la carte des caractéristiques.

L'organigramme de l'algorithme de détection de coins à base de la NSCT proposé est illustré à la Figure 3.3. Les différentes étapes de l'algorithme sont décrites succinctement ci-dessous:

Etape 1) Calculer les coefficients NSCT de l'image d'entrée pour  $N$  niveaux et  $L$  sous-bandes directionnelles.

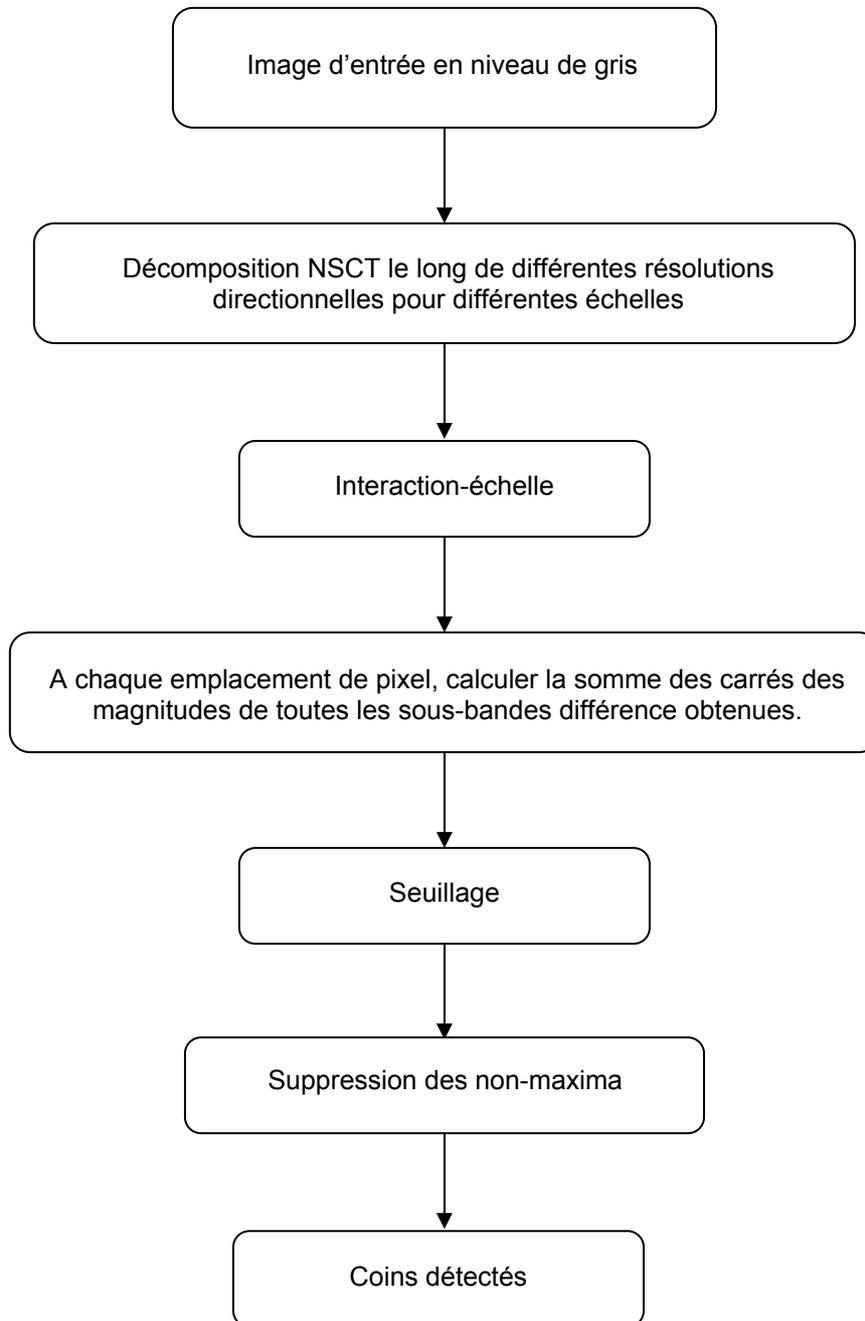
Etape 2) Calculer la différence entre chaque sous-bande à un niveau et la sous-bande correspondante à un autre niveau.  $L$  sous-bandes différence seront obtenue à la fin.

Etape 3) A chaque emplacement de pixel, calculer la somme des carrés des magnitudes de toutes les sous-bandes différence obtenues. Ces points sont appelés «maxima des coefficients NSCT». Un seuillage est ensuite appliqué à l'image des maxima afin d'éliminer les points non signifiants. Un point est enregistré si

$$\text{NSCT maxima} > Th \quad (3.1)$$

où  $Th = c(\sigma + \mu)$ ,  $c$  étant un paramètre dont la valeur est définie par l'utilisateur, et  $\sigma$  et  $\mu$  sont l'écart-type et la moyenne de la carte des caractéristiques respectivement.

Etape 4) Appliquer la suppression des non-maxima aux résultats obtenus à l'étape 3. La suppression des non-maxima est une technique de post-traitement simple et efficace en traitement d'images. Elle utilise une fenêtre de taille,  $w \times w$ , balayant tous les pixels de l'image. Les points d'intérêt finaux sont sélectionnés comme les points qui sont les maximums locaux à l'intérieur de cette fenêtre.



**Figure 3.3:** Organigramme de l'algorithme proposé de détection de coins à base de la NSCT

### 3.7 RESULTATS ILLUSTRATIFS ET COMPARAISONS

Pour évaluer la performance du détecteur proposé de points d'intérêt à base de la NSCT, une étude comparative avec le célèbre détecteur de Harris et le détecteur de Kovesi récemment publié, est effectuée. Comme il n'existe pas des méthodes standards pour l'évaluation des détecteurs de coins, la comparaison est effectuée à la base des trois critères suivants:

**Détection:** le détecteur de coins doit détecter même les coins subtils, tout en étant robuste au bruit, et éviter les faux points.

**Localisation:** les coins doivent être détectés le plus près possible de leur véritable emplacement.

**Coût calculatoire:** la vitesse est une exigence fondamentale pour des applications à temps réel. La complexité réduite des algorithmes conduit à des implémentations rapides.

Un code Matlab a été écrit dans le but d'implémenter le nouvel algorithme proposé. L'expérience a été menée selon les paramètres suivants: la décomposition NSCT, effectuée à l'aide du Toolbox NSCT [130], a été réalisée avec  $N=4$  niveaux de résolutions en accord avec les modèles du système visuel [131], et  $L=4$  sous-bandes directionnelles ; le paramètre  $c=1$  ; la taille de la fenêtre  $w=10$ . Les deux niveaux particuliers utilisés pour cette expérience sont (3 - 4).

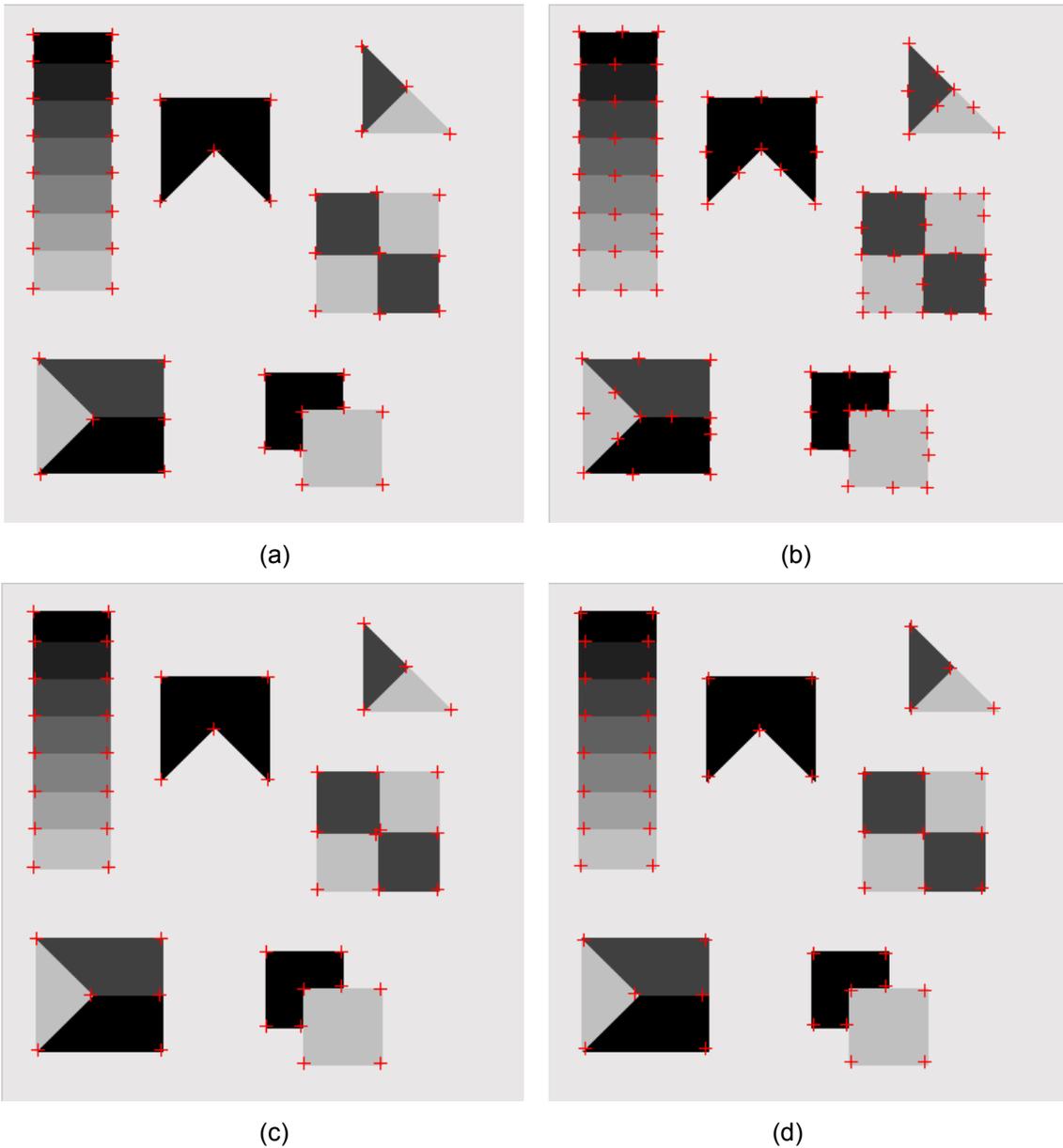
Tout d'abord, une image synthétique de taille 350x350 pixels, montrée sur la Figure 3.4, est utilisée pour l'évaluation. Cette image synthétique contient plusieurs types de coins incluant : les jonction en L, en Y, en X, et les jonctions-flèches. Les réponses visuelles de chaque détecteur sont illustrées sur la Figure 3.4.

Comme montré sur la Figure 3.4(a), le détecteur proposé à base de la NSCT affiche de bons résultats sur cette image synthétique. En effet, tous les vrais points d'intérêt ont été détectés. Cette nouvelle méthode donne ainsi de bons résultats avec un paramétrage simple, ce qui démontre sa robustesse.

La Figure 3.4(b) montre le résultat du détecteur Kovesi. La méthode de Kovesi affiche aussi de bons résultats pour tous les types de coins. Cependant, le taux de fausses détections est élevé. De plus, la méthode à base de la NSCT proposée se comporte nettement mieux comparée à la méthode de Kovesi en termes de temps de calcul réduit, comme montré sur le Tableau 3.1.

Les résultats du détecteur de Harris sont illustrés sur les Figure 3.4(c)-(d). Bien que le détecteur de Harris ait capturé tous les coins avec un temps de calcul réduit (Tableau 3.1), il a marqué un coin incorrectement. En effet, le détecteur de Harris a traité le coin en « X » comme deux coins séparés (Figure 3.4(c)). Si on augmente la variance du filtre de lissage gaussien,  $\sigma$ , à une grande valeur de trois pixels, la sur-détection du coin « X » peut être évitée. Cependant, une grande déviation dans la localisation des coins en « T » est notée (Figure 3.4(d)). Notons comment les coins détectés de Harris sont délocalisés (déplacés) vers l'intérieur sur la dégradation de gris à gauche.

L'algorithme proposé a été par la suite testé sur une image réelle et comparé avec le détecteur de Kovesi seulement, car le détecteur de Harris a dévoilé des faiblesses. L'image « block » (256x256 pixels), montrée sur la Figure 3.5, est utilisée pour le test. Cette image bien connue contient 64 coins réels. Les résultats de la méthode proposée et la méthode de Kovesi sont obtenus avec les mêmes paramètres. En effet, la congruence de phase a été calculée en utilisant les filtres Gabor sur quatre échelles et quatre orientations de la même manière que la décomposition NSCT. Nous avons pris comme critère de comparaison entre ces deux détecteurs, le nombre de points détectés et le taux de fausses alarmes (Tableau 3.2). Là encore, le détecteur de Kovesi montre des faiblesses et l'on voit bien que le détecteur proposé a capturé plus de points corrects tout en maintenant un taux de fausses alarmes faible comme illustré sur la Figure 3.5. En outre, le détecteur proposé est plus efficace en termes de temps de calcul réduit (Tableau 3.1).



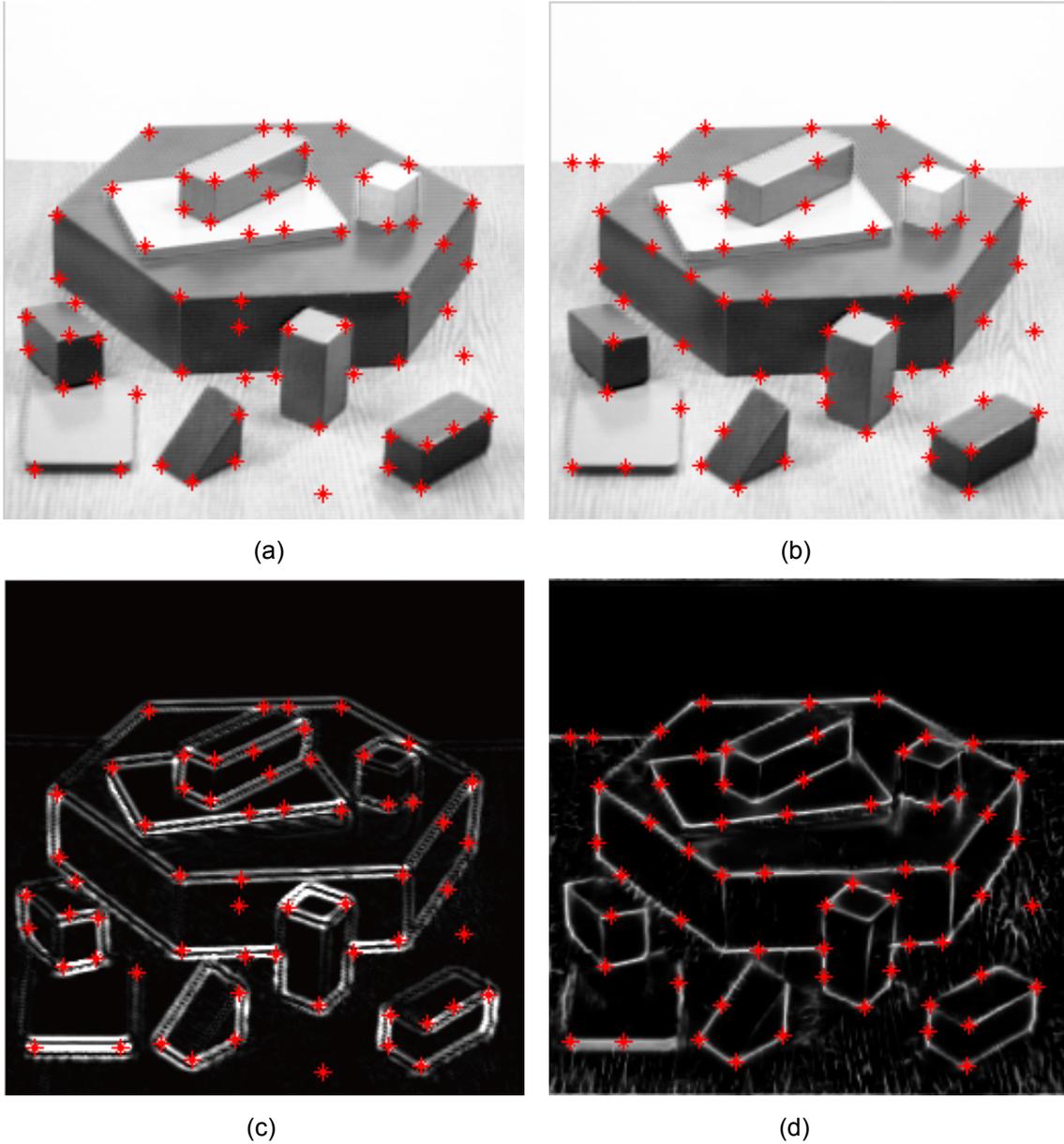
**Figure 3.4:** Résultats de l'extraction des points d'intérêt utilisant (a) le détecteur proposé à base de la NSCT, (b) le détecteur de Kovessi, (c) le détecteur de Harris avec  $\sigma=1$ , et (d) le détecteur de Harris avec  $\sigma=3$ .

Méthode	Temps (secondes)	
	Image synthétique	Image réelle
A base de la NSCT	15.9630	4.1150
Kovesi	33.6380	11.8160
Harris ( $\sigma = 1$ )	3.8260	/
Harris ( $\sigma = 3$ )	3.8260	/

**Tableau 3.1:** Temps de calcul pour l'extraction de coins. CPU: 800 MHz.

Corner Detector	Detected corners	True detected corners
NSCT-based	61	46
Kovesi	60	34

**Tableau 3.2:** Taux de détection de points d'intérêt pour le cas d'une image réelle.



**Figure 3.5:** Résultats de l'extraction des points d'intérêt utilisant (a) le détecteur proposé à base de la NSCT, et (b) le détecteur de Kovési. (c) Carte des caractéristiques NSCT marquée par les coins détectés, (d) Carte des caractéristiques de congruence de phase marquée par les coins détectés.

### **3.7 CONCLUSION**

Un nouvel algorithme de détection de coins est présenté dans ce chapitre. Cette technique exploite la transformée en contourlet non sous-échantillonnée, NSCT, pour extraire automatiquement des points d'intérêt. L'évaluation comparative contre deux détecteurs de coins bien connus indique clairement l'amélioration apportée par la méthode proposée en termes des critères mentionnés ci-dessus: détection, localisation, et coût calculatoire. L'application cible de ce nouveau détecteur est le recalage des images. Ceci fera l'objet du chapitre suivant.

## Chapitre 4

# Recalage Automatique des Images Satellitaires Multitemporelles Basé sur la NSCT

### Résumé

*Le recalage des images joue un rôle central dans l'analyse et l'interprétation des images de télédétection. Du fait de la masse importante des données de télédétection disponibles aujourd'hui, le besoin de méthodes automatiques pour le recalage des images multitemporelles et/ou multicapteurs se fait sentir. L'objectif de ce chapitre est de proposer une contribution au problème du recalage des images satellitaires. L'originalité de cette contribution repose sur l'utilisation du nouveau détecteur de coins à base de la NSCT, proposé dans le Chapitre 3, pour l'extraction de points de contrôle et une mesure de similarité basée sur les moments de Zernike pour l'appariement des points candidats. L'algorithme proposé a été appliqué avec succès au recalage des images Alsat-1 multitemporelles représentant des zones urbaines et agricoles. Les résultats expérimentaux ont montré l'efficacité et la précision de l'algorithme proposé.*

## **4.1 INTRODUCTION**

Le premier système permettant de photographier la Terre depuis l'espace fût embarqué sur le satellite Explorer-6 lancé en 1959 par la NASA. Depuis, les satellites pour l'observation de la Terre n'ont cessé de se développer et de s'améliorer pour offrir une vision globale de plus en plus détaillée de la surface terrestre. Ces observations visent à mieux appréhender et comprendre notre environnement. Par exemple les satellites météorologiques nous renseignent sur le climat, les radars embarqués permettent la construction de modèles en 3D du globe, le satellite GRACE a permis de dresser une carte de la gravité terrestre et les satellites optiques apportent des images haute résolution de la couverture terrestre. Et cette diversification dans l'analyse de la Terre continue toujours sa progression.

Avec cette croissance rapide de la quantité des images produites par les satellites d'observation de la Terre, il est devenu nécessaire de développer des algorithmes automatiques fiables pour le traitement à bord et sur terre de ces données. Cependant, avant que les images acquises par des capteurs différents et/ou à des dates différentes puissent être utilisées pour des tâches de haut-niveau telles que la fusion de données ou la détection de changements, elles doivent être recalées avec précision.

Problématique centrale en traitement et analyse des images satellitaires, le recalage consiste en fait à trouver la transformation géométrique qui aligne deux images à l'optimum de leurs critères de ressemblance.

Le problème du recalage des images satellitaires est souvent décomposé en deux étapes: un recalage grossier – précision de quelques pixels – qui souvent utilise les modèles de prises de vue et un recalage fin – précision de quelques fractions de pixel – qui utilise des techniques de traitement d'images.

En dépit du grand nombre des méthodes existantes de recalage des images, le recalage manuel, souvent imprécis et coûteux en temps de calcul, est la méthode la plus commune que les spécialistes en télédétection utilisent pour aligner les images satellitaires. Les logiciels commerciaux puissants largement utilisés tels que ENVI, Imagine, et Matlab n'offrent pas la possibilité

d'un recalage purement automatique. Contrairement au domaine de l'imagerie médicale où plusieurs logiciels de recalage automatique sont employés avec succès en routine clinique.

La procédure manuelle traditionnelle pour recaler une paire d'images dans les applications de télédétection, requiert la sélection manuelle de points caractéristiques appelés aussi points d'appui ou points amers (par analogie avec le vocabulaire maritime). Ces points d'appui sont localisés visuellement en identifiant des points spéciaux et perceptibles, tels que les intersections de routes, les coins, ou les centres de surfaces fermées. Ces points d'appui sont alors utilisés pour estimer un modèle de transformation utilisé ensuite pour aligner les deux images, en déformant une image par rapport à l'autre moyennant une fonction d'interpolation. L'inconvénient primordial de cette approche est la nécessité d'avoir un expert qualifié pour sélectionner chaque point d'appui manuellement dans les images de télédétection. Ceci est souvent délicat et coûteux en temps de calcul, particulièrement en traitant les grandes quantités de données disponibles aujourd'hui.

Par conséquent, le besoin pour une méthode automatique réalisant cette tâche se fait sentir. L'automatisation de la procédure de recalage des images satellitaires exige ainsi des méthodes automatiques pour l'extraction des points d'appui [1].

C'est à ce problème que nous allons nous intéresser tout au long de ce chapitre dans le contexte particulier de l'analyse des images satellitaires.

## **4.2 REVUE DES TRAVAUX EXISTANTS EN IMAGERIE SATELLITAIRE**

Dans cette section, nous faisons un survol des principaux travaux publiés dans la littérature sur le recalage automatique d'images de télédétection. Il faut noter que les travaux dans ce domaine ne sont pas très nombreux, à la différence de l'imagerie médicale, où le problème a été abordé de façon plus importante.

Plusieurs techniques ont été développées pour automatiser le processus de recalage d'images en télédétection. Ces méthodes peuvent être classées en quatre catégories [132] :

1. *Méthodes à base d'intensité [133]-[138]* : Ces méthodes s'appuient directement sur les intensités des images à recaler par le biais de mesures de similarité. Le maximum de vraisemblance [133] et l'information mutuelle [134] sont des exemples de mesures de similarité utilisées dans ces algorithmes.
2. *Méthodes à base de transformées [139]-[143]* : Les algorithmes à base de transformées exploitent les propriétés de Fourier [139], [140], des ondelettes [141], [142], de la transformée de Walsh [143], et d'autres transformées, en tirant profit du fait que certaines déformations se manifestent plus clairement dans le domaine de la transformée. Ces techniques sont généralement plus utilisées quand il s'agit de recaler des images prises dans des conditions différentes (illumination, climat, outil d'acquisition, etc.) ou qui présentent plus de bruit.
3. *Méthodes à base de caractéristiques bas-niveau [144]-[147]* : De telles techniques s'appuient sur l'appariement de primitives géométriques extraites des images à recaler telles que les contours, les arêtes et les coins pour déterminer l'alignement optimal entre les images. Ces techniques sont utiles dans les situations où les détails distinctifs sont proéminents et quand des déformations complexes existent.
4. *Méthodes à base de caractéristiques haut-niveau [148], [149]* : De tels algorithmes tentent d'extraire des caractéristiques haut-niveau tels que des régions et des objets spécifiques (e.g., des routes, des bâtiments, ou des rivières) et tentent de trouver l'alignement optimal des images en appariant les caractéristiques extraites se basant sur des propriétés spécifiques. Par exemple, les régions peuvent être appariées se basant sur leur superficie, périmètre, et centroïde. Ces

techniques sont utiles dans le cas où les propriétés structurales des types d'objets spécifiques sont bien connues.

Bien que ces méthodes diffèrent dans leur approche spécifique pour la résolution du problème de recalage automatique, la majorité de ces dernières consiste en les étapes suivantes:

1. *Détection de points de contrôle* : Un ensemble de points de contrôle est sélectionné automatiquement à partir des images à recaler.
2. *Appariement ou mise en correspondance des points* : Une analyse de similarité est réalisée pour déterminer un ensemble de points homologues.
3. *Estimation du modèle de la transformation* : Se basant sur l'ensemble de points homologues, les paramètres du modèle de transformation sont estimés pour fournir le meilleur alignement entre les images.
4. *Déformation et ré-échantillonnage* : Les images sont transformées se basant sur le modèle estimé et sont ré-échantillonnées en utilisant une méthode d'interpolation.

Chacune de ces étapes joue un rôle important dans la procédure de recalage automatique. Par conséquent, les critères suivants doivent être pris en considération lors de la conception d'un système de recalage automatique dédié aux images satellitaires [132] :

1. *Efficacité* : Etant donné les grandes tailles des images de télédétection, il est important de minimiser le coût calculatoire requis pour réaliser chacune de ces étapes tout en maintenant une bonne précision de l'alignement.
2. *Robustesse* : Des différences existent souvent entre les images de télédétection de la même scène. Ceci est dû à des facteurs tels que le bruit environnemental, des changements d'illumination et de contraste, et des différences de points de prises de vues. Par conséquent, il est important de minimiser l'effet de telles variations d'images sur la précision du recalage.

3. *Précision* : La visualisation et l'analyse des données de télédétection exigent qu'un niveau raisonnable de précision soit réalisé durant le processus de recalage. Par conséquent, il est important que l'opération de recalage produise une image qui est visuellement et numériquement correcte.

### 4.3 MOTIVATION ET OBJECTIF

Le problème principal qui se pose avec les travaux précédents sur le recalage, y compris ceux développés pour les images de télédétection, est qu'ils ne tiennent pas en compte les difficultés liées aux caractéristiques des images de télédétection [132]. Par conséquent, ils ne sont pas bien adaptés pour le recalage des images inter-capteurs et intra-capteurs dans beaucoup de situations. En premier lieu, en raison des différentes conditions environnementales et du fait que ces images sont souvent acquises à des instants différents, les images de télédétection présentent souvent des variations de contraste et d'illumination dans un sens global et local. La performance des méthodes de détection des points d'appui utilisées dans plusieurs approches de recalage est fortement affectée par de telles conditions de contraste et d'illumination. En deuxième lieu, les images de télédétection sont souvent acquises par des modalités différentes. Dans ce contexte, le terme modalités se réfère aux différents capteurs qui capturent l'information à des bandes de fréquences différentes ou en utilisant des techniques différentes (optique versus radar). En tant que telles, les images de différentes modalités ont des formes d'intensité très différentes. Ceci est problématique pour la plupart des méthodes de recalage, car elles se fondent sur les valeurs exactes des intensités des pixels pour trouver les paires de points homologues. Enfin, la nature complexe des images de télédétection résulte souvent en un nombre élevé de points d'appui mal appariés. De tels outliers ont un impact significatif sur la détermination du modèle de transformation requis pour aligner les images.

Le but de ce Chapitre est de prendre en considération chacun des critères mentionnés dans la Section 4.2 dans la conception de chacune des étapes du processus de recalage afin d'aboutir à un algorithme automatique pratique pour le recalage des images satellitaires multitemporelles Alsat-1.

#### **4.4 ALSAT-1: PREMIER PAS DE L'ALGERIE DANS L'ESPACE**

Dans ce chapitre nous adressons le problème de recalage automatique des images Alsat-1 multitemporelles. Il convient ainsi de commencer par présenter le premier satellite Algérien baptisé Alsat-1. Ceci fera l'objet de cette section.

Lancé le 28 Novembre 2002 depuis la base de lancement russe de Plesetsk (à 800 km de Moscou), le premier satellite algérien, Alsat-1 (voir Figure 4.1), est aujourd'hui entièrement sous le contrôle de la station au sol du Centre des Techniques Spatiales d'Arzew, CTS. La mission principale d'Alsat-1 est de favoriser une meilleure exploitation des différentes ressources (agricoles, hydrauliques, minières et pétrolières) [150]. Alsat-1 a été même intégré dans un programme international de gestion des catastrophes naturelles, qui compte sept autres pays dont la Grande-Bretagne.

Alsat-1 est un microsatellite (90 kg) d'observation de la terre qui a été conçu et construit par SSTL au Centre Spatial de Surrey (UK) dans le cadre d'un programme de collaboration avec le Centre National des Techniques Spatiales. Il est placé à une altitude moyenne de 680 km, sur une orbite circulaire inclinée de 98.2° par rapport à l'équateur. Ayant trois bandes spectrales : le Vert, le Rouge, et le Proche Infra Rouge comme montré sur la Figure 4.2, sa résolution spatiale est de 32 m et sa fauchée maximale est de 600 km (2×300 km) ce qui offre un temps de revisite de quatre jours.



Figure 4.1: Alsat-1: Premier Microsatellite Algérien



Figure 4.2: Image Alsat-1 du Parc Monchique (Portugal) prise le 12 Août. 2003 © CNTS 2003

#### 4.5 ALGORITHME DE RECALAGE PROPOSE

Etant donné un couple d'images  $F_R(x,y)$  et  $F_E(x,y)$  désignées par l'image de référence et l'image d'entrée (ou secondaire) respectivement avec les coordonnées  $(x, y) \in \Delta \subset \mathcal{R}^2$ , où  $\Delta$  est la région d'intérêt; le but du recalage d'images de télédétection est de replacer l'image d'entrée dans le même référentiel de l'image de référence. En d'autres termes, recalier les images revient à trouver une transformation géométrique  $T_P(.)$  d'une certaine classe telle que pour tout  $(x, y)$ ,  $F_R(T_P(x,y))$  correspond le mieux à  $F_E(x,y)$ , où  $P$  est l'ensemble de paramètres de la transformation.

Le processus de recalage proposé est effectué en trois étapes qui seront détaillées dans les sections suivantes:

- La première étape consiste à sélectionner automatiquement un ensemble de points de contrôle (appelés amers) à appairer à partir de l'image de référence et l'image d'entrée.

- Dans la deuxième étape, une mesure de similarité est définie pour établir une correspondance entre les points homologues détectés à partir des deux images
- Enfin, une fois les ensembles de point de contrôle correspondants obtenus, les paramètres de la transformation modélisant le mieux la déformation entre ces deux ensembles sont estimés. La déformation est alors étendue à l'ensemble des pixels de l'image d'entrée.

#### **4.5.1 Sélection automatique des points candidats**

La première étape dans un processus automatique de recalage d'images de télédétection consiste en la sélection automatique d'un ensemble de points de contrôle potentiels à partir des deux images à recaler. La performance de cette étape de sélection des points de contrôle est primordiale car elle conditionne la qualité du recalage.

La sélection des amers doit souscrire à un certain nombre de contraintes. Notamment les amers doivent être robustes et répartis d'une manière homogène. On dit qu'un amer est robuste s'il est le lieu d'une mesure de déplacement exact (pour une précision requise). Ceci signifie que les points de contrôle, qui doivent en quelques sorte servir de pivot pour la correction de distorsions doivent être des points sûrs. Ils doivent être des repères facilement identifiables et intangibles. Dans ce sens la signification du mot amer, qui se rapporte au rocher qui dépasse du niveau de la mer, est suffisamment significative de leur fonction. En outre, les amers doivent être répartis d'une manière homogène. Si les amers sont répartis d'une manière homogène, la modélisation de la distorsion sera de bonne qualité en tout endroit de l'image. Les amers doivent aussi souscrire à une contrainte de densité. La densité représente simplement le nombre d'amers retenus pour l'image. On comprend que plus le nombre d'amers est important plus la correction de distorsions sera fine et précise. Cependant, un nombre d'amers important entraîne en même temps un calcul de correction de distorsion lui aussi important.

Il est à noter que dans le cas des images satellitaires, la déformation entre les images est plus visible sur les bords que les régions homogènes [151]. Par conséquent, un moyen simple pour accélérer le processus de recalage et réduire le temps de calcul est de ne traiter que des pixels appartenant aux structures géométriques des images telles que les contours lisses.

A cette fin, nous avons utilisé le détecteur de coins à base de la NSCT proposé dans le Chapitre 3 pour détecter les points de contrôle à partir des deux images à recalcr. L'avantage d'un tel choix est double :

1. La NSCT est une représentation multiéchelle et directionnelle qui peut capturer les structures géométriques intrinsèques dans les images naturelles telles que les contours lisses. Par conséquent, extraire les points de contrôle par la NSCT peut atténuer l'effet du bruit ainsi que les variations locales d'intensité et les conditions d'acquisition.
2. Ce détecteur est relativement plus rapide que beaucoup d'autres détecteurs de coins, comme démontré dans le Chapitre 3.

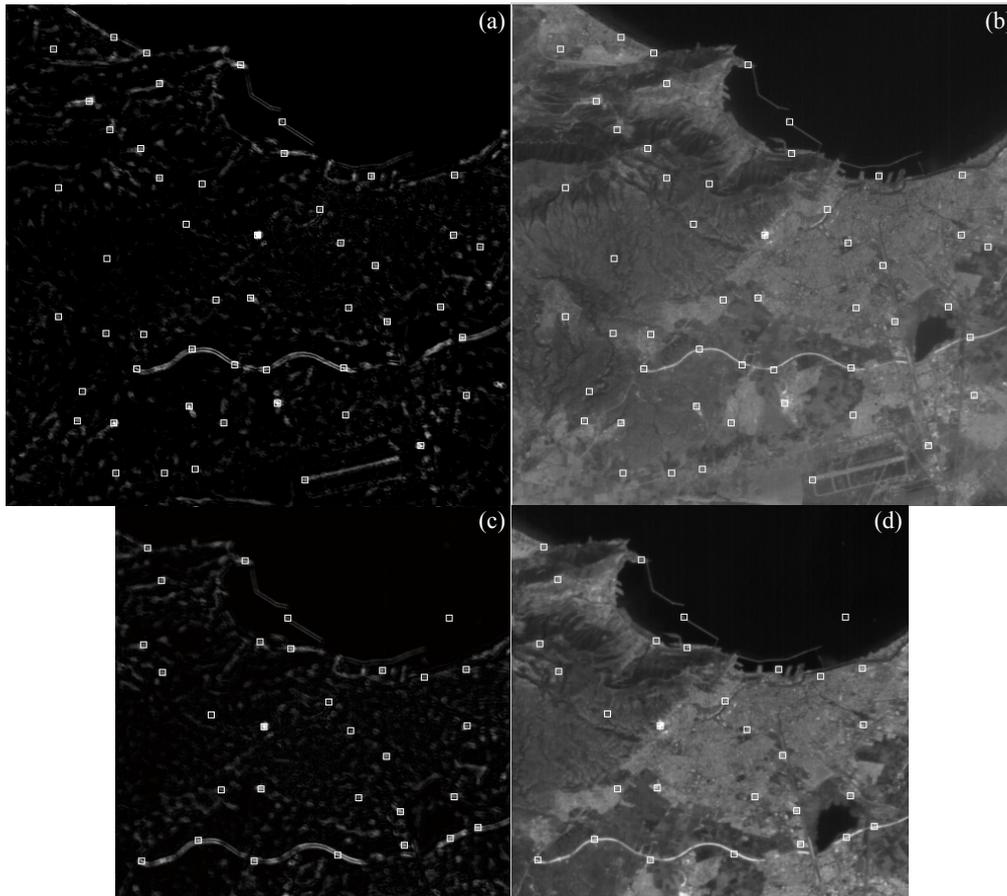
Un exemple de points candidats extraits par le détecteur de coins à base de la NSCT à partir des images Alsat-1 est montré sur la Figure 4.3.

Nous pouvons constater à partir de la Figure 4.3 que les points de contrôle, extraits par le détecteur de coins à base de la NSCT, sont robustes et répartis de manière homogène.

#### **4.5.2 Appariement ou mise en correspondance des points candidats**

Une fois extraits les points de contrôle dans les deux images, il s'agit d'établir un mécanisme de correspondance entre ces deux ensembles de points. L'objectif est que chaque point détecté de l'image de référence soit jumelé avec son correspondant détecté de l'image d'entrée (s'il existe) selon une certaine mesure de similarité.

Lors de la conception d'un algorithme de recalage automatique, il est important d'avoir d'une part une grande confiance dans les caractéristiques extraites et d'autre part d'être en mesure de mettre en correspondance ces données.



**Figure 4.3:** Les points candidats détectés (indiqués par des carrés). Carte de caractéristiques de l'image référence (a) et l'image référence (b) marquées par les points extraits. Carte de caractéristiques de l'image d'entrée (c) et l'image d'entrée (d) marquées par les points extraits

En effet, la mise en correspondance ou l'appariement des points d'intérêt est l'un des facteurs qui influence le plus la qualité du recalage. La mise en correspondance de points d'intérêt entre deux images est un problème très coûteux. Afin de réduire au maximum l'espace de recherche du correspondant d'un point et de limiter le risque de faux appariements, il est nécessaire de mettre en place des contraintes [152].

Une première contrainte de nature photométrique est la similarité qui peut exister entre les points provenant d'un même point 3D, sous l'hypothèse de l'invariance ou quasi-invariance par projection. Des ensembles de caractérisation de points représentent des critères pour juger si deux points se ressemblent. Définir une mesure de similarité pour comparer ces vecteurs de caractéristiques représente un travail complexe qui a suscité, et suscite encore de nombreux travaux.

#### **4.5.2.1 Caractérisation locale des points de contrôle**

Dans le chapitre précédent, nous avons vu comment détecter les points d'intérêt de l'image. Ces points ont été retenus parce qu'a priori ils sont à des endroits où le signal présente un contenu informatif important. Il s'agit maintenant de valider cette hypothèse en capturant cette information. Pour ce faire, il faut décrire localement la fonction signal au voisinage d'un point d'intérêt, de la manière la plus précise possible. Le descripteur obtenu doit posséder plusieurs caractéristiques pour que la mise en correspondance soit efficace : il doit être rapide à calculer, peu important en taille et pourvu d'une mesure de similarité adaptée. Pour être le plus complet possible, la description recherchée doit également être invariante aux principales transformations de l'image.

De nombreuses méthodes de caractérisation locale de points existent en niveau de gris, tant dans le domaine spatial, comme les invariants différentiels, les moments ou encore les invariants non paramétriques, que dans le domaine fréquentiel comme la transformée de Fourier et les ondelettes. Pour notre cas nous avons opté pour une méthode de caractérisation locale basée sur les moments et plus précisément les moments de Zernike [153], [154] pour des raisons qui seront détaillées dans ce qui suit.

#### **4.5.2.2 Les moments**

On assiste ces deux dernières décennies dans le domaine de traitement d'images à un regain d'intérêt pour l'utilisation des moments [155]. Ce surcroît d'intérêt peut s'expliquer par la conjonction de plusieurs facteurs liés à l'émergence des calculateurs rapides, aux champs d'applications nouvelles et à l'apparition de méthodes de résolution basées sur des invariants algébriques. En analyse d'images, les plus intéressants sont les moments orthogonaux.

Les moments permettent de caractériser une image. En effet, d'un point de vue stochastique, cette dernière peut être vue comme une distribution aléatoire, et par conséquent peut être caractérisée de façon unique par ses

moments. Etant donné une image  $I(x,y)$ , le moment d'ordre  $(p+q)$  est défini dans le cas discret de la façon suivante :

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q I(x, y) \quad (4.1)$$

Les moments ont été utilisés pour la première fois en 1962 par Hu [156] pour des problèmes de reconnaissance en Vision par Ordinateur. Il a alors été démontré l'existence de combinaisons de moments qui sont invariants à la translation, à la rotation et au changement d'échelle.

Teague a introduit en 1980 les moments de Zernike qui utilisent la théorie des polynômes orthogonaux du même nom pour décrire une image. Le lecteur peut consulter [157], [158] pour un état de l'art sur les techniques basées sur les moments. Freeman et Saleh [159] ont également étendu l'utilisation des moments invariants en les considérant à la fois dans le domaine spatial et fréquentiel, permettant ainsi de capturer des informations à divers niveaux. Il existe aussi les moments de Legendre basés sur les polynômes du même nom. Une étude [160] a montré que les moments de Zernike sont les moins sensibles au bruit et les moins redondants en information. De nombreux travaux comme [161]-[164] ont ensuite été réalisés sur l'invariance des moments face aux transformations affines des coordonnées et aux changements d'intensité dans des images de niveaux de gris.

Dans l'algorithme proposé, notre choix s'est porté sur les moments de Zernike. Ce choix est justifié par le fait que les moments de Zernike ont fait preuve de supériorité en termes de leur orthogonalité, invariance à la rotation, faible sensibilité au bruit [158], justesse et rapidité de calcul, et leur capacité de fournir une représentation fidèle de l'image [165]. Les caractéristiques définies par les moments de Zernike sont invariantes à la rotation seulement. Pour obtenir l'invariance à la translation et au changement d'échelle, l'image est d'abord soumise à un processus de normalisation en utilisant ses moments géométriques réguliers. Les caractéristiques de Zernike invariants à la translation sont ensuite extraites à partir de l'image normalisée [165].

#### 4.5.2.3 Les moments de Zernike

Pour une image, les moments de Zernike sont définis par la relation suivante :

$$Z_{pq} = \frac{(p+1)}{\pi} \sum_x \sum_y V_{pq}^*(r, \theta) A(x, y) \quad (4.2)$$

où  $x^2 + y^2 \leq 1$ ,  $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ ,  $\theta = \tan^{-1}(y/x)$ , et  $A(x, y)$  est un pixel d'image.

Sachant que  $V_{pq}(r, \theta) = R_{pq}(r) e^{iq\theta}$  où  $R_{pq}(r)$  représente le polynôme radial de Zernike d'ordre  $p$  et de répétition  $q$ . Ce dernier peut être décrit par :

$$R_{pq}(r) = \sum_{s=0}^{(p-|q|)/2} (-1)^s \frac{(p-s)!}{s! \left(\frac{p-2s+|q|}{2}\right)! \left(\frac{p-2s-|q|}{2}\right)!} r^{p-2s} \quad (4.3)$$

où  $p = 0, 1, 2, \dots, \infty$ ;  $0 \leq |q| \leq p$ ; et les valeurs de  $(p - |q|)$  sont des entiers paires.

Le calcul du polynôme radial de Zernike  $R_{pq}(r)$  est effectué suivant un algorithme récursif [166], [161] qui transforme l'écriture originale en modifiant l'indice de  $r^{p-2s}$  par  $r^s$  et en maintenant  $p - |q|$  paire.

#### 4.5.2.4 Calcul des scores d'appariement

La mise en correspondance de deux ensembles de points issus de deux images commence par le calcul d'un score d'appariement pour chaque paire de points. Les scores obtenus indiquent quels couples ont de bonnes chances de constituer un appariement correct ou non. Ce score est calculé en comparant la caractérisation associée à chaque point. Dès l'instant où le descripteur du point ne se ramène pas à une simple valeur scalaire, toute la difficulté de la méthode repose sur le choix d'une bonne mesure de comparaison. La définition du critère d'appariement est importante car elle conditionne la qualité des résultats.

Dans l'algorithme proposé, le processus de mise en correspondance consiste d'abord à calculer les moments de Zernike sur des fenêtres circulaires de rayon  $R$  centrées sur chaque point candidat. Le score d'appariement entre un point candidat dans l'image de référence et un point candidat dans l'image

d'entrée est ensuite évalué en calculant les coefficients de corrélation entre les vecteurs caractéristiques des moments de Zernike calculés pour ces deux points. La valeur de  $R$  dépend des caractéristiques des images à recaler et peut être déterminée expérimentalement selon l'application.

#### 4.5.2.5 Procédure d'appariement

Une fois les scores d'appariement calculés pour tous les couples de points, il s'agit de déterminer ceux qui ont la plus grande probabilité d'être bien appariés, en étudiant les scores obtenus. Le but de la procédure d'appariement consiste même à ne garder que des paires dans lesquelles chaque point n'est impliqué qu'une seule fois, pour respecter la contrainte d'unicité selon laquelle un point doit avoir un correspondant unique dans l'autre image. Plusieurs approches sont possibles. Dans notre algorithme, nous avons opté pour une méthode de mise en correspondance par appariement croisé. Cette méthode fournit directement un ensemble de couples de points qui a l'avantage d'être symétrique. Chaque point apparié n'est impliqué que dans un seul appariement mais tous les points ne trouvent pas nécessairement de correspondant. Pour chaque point des deux images, on sélectionne le couple qui a le score le plus élevé. Les paires de points retenues sont celles qui ont été mutuellement sélectionnés.

Pour alléger la charge calculatoire, un rayon de recherche maximum est utilisé dans le cas d'une faible disparité entre les images.

#### 4.5.2.6 Processus de mise en correspondance

La correspondance entre les deux ensembles de points de contrôle est obtenue en suivant les étapes suivantes :

1. Pour chaque point  $P_i$ , choisir une fenêtre circulaire de rayon  $R$  centré sur ce point et construire le vecteur descripteur des moments de Zernike  $P_z$  comme suit :

$$P_z = (|Z_{1,1}|, \dots, |Z_{p,q}|, \dots, |Z_{10,10}|) \quad (4.4)$$

où  $|Z_{p,q}|$  est la magnitude des moments de Zernike. Bien que les moments d'ordre supérieur portent les détails fins de l'image, ils sont plus sensibles au bruit que les moments d'ordre inférieur [158]. Par conséquent, l'ordre le plus élevé des moments utilisé pour le vecteur descripteur  $P_z$  (10 dans notre cas) doit être choisi pour satisfaire un compromis entre la sensibilité au bruit et le contenu d'information des moments.

2. Le processus d'appariement est effectué en calculant les coefficients de corrélation entre les deux vecteurs descripteurs. Les points homologues sont ceux qui donnent la valeur maximale du coefficient de corrélation dans les deux directions. Le coefficient de corrélation entre deux vecteurs de caractéristiques  $V_1$  et  $V_2$  est défini comme suit

$$C = \frac{(V_1 - m_1)^T (V_2 - m_2)}{\| (V_1 - m_1) \| \| (V_2 - m_2) \|} \quad (4.5)$$

où  $m_1$  et  $m_2$  sont les moyennes des deux vecteurs  $V_1$  et  $V_2$  respectivement.

### 4.5.3 Estimation du modèle de transformation et rejet des outliers

Une fois défini le type d'information à utiliser pour guider le recalage et le critère de similarité quantifiant la ressemblance entre les deux images, il s'agit de définir un modèle de déformation. Le choix du modèle de déformation est lui aussi très important et est guidé par l'application sous-jacente et les informations *a priori* disponibles sur la nature de la déformation entre les images.

Nous allons dans ce qui suit présenter différents modèles de déformation possibles. Nous ferons la distinction entre les modèles linéaires et non linéaires, ainsi qu'entre les modèles globaux et locaux.

Parmi les différents modèles de déformation proposés dans la littérature, nous distinguerons les modèles linéaires qui regroupent les transformations rigide, métrique, affine et projective, et les modèles non linéaires qui ont un nombre de degrés de liberté beaucoup plus important. Une distinction peut

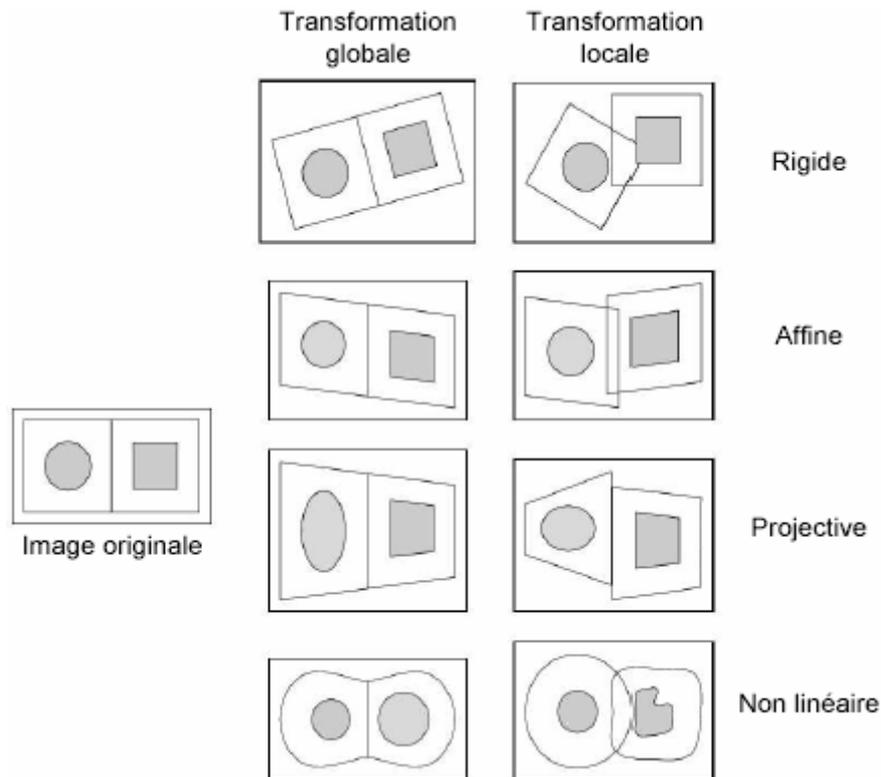


Figure 4.4: Exemples synthétiques illustrant l'effet de différents types de transformations (cas 2D) [167]

aussi être faite entre les modèles globaux pour lesquels toute l'image est prise en compte lors de l'estimation de chacun des paramètres de la transformation, et les modèles locaux pour lesquels un ensemble de paramètres n'affectant chacun qu'une certaine région de l'image peuvent être estimés indépendamment. Une illustration de la classification de ces différents modèles est donnée sur la Figure 4.4.

#### 4.5.3.1 Modèles linéaires

**Transformation rigide.** La transformation rigide consiste en l'estimation de translations et de rotations afin de positionner un objet supposé rigide. Ce type de transformation conserve les distances, les angles et le parallélisme. Le nombre de degrés de liberté (DDL) est de 3 en 2D et de 6 en 3D.

**Transformation métrique.** La transformation métrique consiste en l'estimation d'un facteur d'échelle isotrope en plus des translations et des rotations. Ce type de transformation conserve les angles, le parallélisme et le rapport des

longueurs. Le nombre de DDL est de 4 en 2D et 7 en 3D. Ce modèle peut être utilisé pour le recalage d'images d'une même scène provenant de modalités différentes pour lesquelles la résolution n'est pas la même. Cependant il est peu utilisé étant donné que les facteurs d'échelle à estimer en pratique sont généralement anisotropes.

**Transformation affine.** La transformation affine autorise, en plus des rotations et translations, de prendre en compte un facteur d'échelle anisotrope et de modéliser des cisaillements (*shear* ou *skew*). Ce type de transformation conserve le parallélisme. Le nombre de DDL est de 6 en 2D et de 12 en 3D.

**Transformation projective.** La transformation projective est utilisée principalement pour prendre en compte les effets de perspective dans l'image. Elle ne garantit plus le parallélisme mais impose que l'image d'une droite est une droite. Ce type de transformation est utilisé dans le contexte de l'imagerie médicale pour le recalage d'images 3D sur des images 2D.

Les transformations rigide, métrique, affine et projective sont dites linéaires car elles peuvent être formulées en considérant les coordonnées homogènes, grâce à un produit matriciel, de la manière suivante :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ w' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{00} & a_{01} & a_{02} & b_0 \\ a_{10} & a_{11} & a_{12} & b_1 \\ a_{20} & a_{21} & a_{22} & b_2 \\ a_{30} & a_{31} & a_{33} & b_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ w \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

#### 4.5.3.2 Modèles non linéaires

La catégorie de transformation la plus générale est la classe des transformations qui changent les droites en courbes. Les modèles linéaires n'autorisent qu'un faible nombre de DDL, contrairement aux modèles non linéaires qui autorisent un grand nombre de DDL. De tels modèles sont qualifiés de modèles non rigides ou de modèles déformables.

**Polynômes.** Une extension assez naturelle des modèles linéaires est l'utilisation d'une représentation polynomiale du champ de déformation. Pour un

modèle du second ordre (30 DDL), l'expression des coordonnées transformées est donnée par :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{00} & a_{01} & \dots & a_{09} \\ a_{10} & a_{11} & \dots & a_{19} \\ a_{20} & a_{21} & \dots & a_{29} \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} [x^2 \quad y^2 \quad z^2 \quad xy \quad xz \quad yz \quad x \quad y \quad z \quad 1]^t \quad (4.7)$$

Le modèle peut être étendu à des polynômes d'ordre 3 (60 DDL), 4 (105 DDL), voire 5 (168 DDL). Les modèles d'ordre supérieur ne sont plus adaptés étant donné certains artefacts indésirables liés à des phénomènes d'oscillation. Un inconvénient des modèles polynomiaux est lié à leur domaine d'application qui est global à l'image, les rendant par conséquent peu adaptés pour la prise en compte de variations locales de forme.

**Bases de fonctions.** Au lieu d'utiliser une combinaison linéaire de monômes pour décrire le champ de déformation, il est possible d'étendre le modèle en utilisant une combinaison linéaire d'une famille de fonctions  $\theta_i$  :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{00} & \dots & a_{0n} \\ a_{10} & \dots & a_{1n} \\ a_{20} & \dots & a_{2n} \\ 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \theta_1(x, y, z) \\ \vdots \\ \theta_n(x, y, z) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4.8)$$

Des choix possibles pour  $\theta_i$  peuvent être faits parmi des bases de fonctions trigonométriques, des bases d'ondelettes ou des bases de fonctions B-splines.

**Bases de fonctions radiales (*Radial Basis Functions* ou **RBF**).** Principalement utilisées pour le recalage géométrique, les fonctions radiales permettent, à partir de plusieurs points mis en correspondance, d'interpoler le champ de déformation pour qu'il soit défini sur l'ensemble du volume. Etant donné  $n$  points de coordonnées  $(x_i, y_i, z_i)$  et une fonction radiale  $g$ , l'expression de la transformation correspondante définie sur l'ensemble du volume est donnée par :

$$\begin{cases} x' = P_x^m(x, y, z) + \sum_{i=1}^n \alpha_{i;x} g(r_i(x, y, z)) \\ y' = P_y^m(x, y, z) + \sum_{i=1}^n \alpha_{i;y} g(r_i(x, y, z)) \\ z' = P_z^m(x, y, z) + \sum_{i=1}^n \alpha_{i;z} g(r_i(x, y, z)) \end{cases} \quad (4.9)$$

avec  $P_x^m(x, y, z)$ ,  $P_y^m(x, y, z)$  et  $P_z^m(x, y, z)$  des formes polynomiales d'ordre  $m$  donnant le comportement global de la transformation,  $(\alpha_{i;x}, \alpha_{i;y}, \alpha_{i;z})$  les coefficients caractérisant le comportement local de la transformation et  $r_i(x, y, z)$  la distance euclidienne du point  $(x, y, z)$  au  $i^{\text{ème}}$  point, de coordonnées  $(x_i, y_i, z_i)$ . Ces fonctions sont qualifiées de *radiales* car elles ne privilégient aucune direction. Les fonctions parmi les plus utilisées en recalage géométrique sont les *Thin-Plate Splines* (TPS) introduites dans le contexte de l'imagerie médicale par Bookstein [168]. Leur expression rend compte de la déformation d'une plaque mince dont plusieurs points sont contraints.

#### 4.5.3.3 Modèle de déformation retenu

Les modèles de transformation affine et projective sont les modèles les plus utilisés en imagerie de télédétection car ils permettent de modéliser les déformations géométriques les plus communes pour ce type d'images [132].

Dans notre cas, le modèle de transformation utilisé pour réaliser la déformation de l'image secondaire est le modèle de transformation affine exprimé par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

où  $(x_2, y_2)$  sont les nouvelles coordonnées transformées de  $(x_1, y_1)$ .

Le modèle de transformation affine est généralement approprié pour le cas de topographie plate.

Les paramètres de la transformation affine peuvent être estimés par la méthode des moindres carrés. Cette dernière est une approche commune pour l'estimation des paramètres des modèles et elle offre souvent des estimations optimales. Toutefois, en raison de la forte probabilité des candidats mal

appariés durant le processus de mise en correspondance, l'utilisation de la méthode d'estimation par moindres carrés devient problématique car les mauvais appariements ou les outliers l'induisent en erreur. Une technique communément utilisée pour l'estimation des paramètres des modèles mathématiques et qui s'est révélée populaire en raison de sa robustesse aux valeurs aberrantes est connue sous le nom de RANSAC. RANSAC, acronyme pour "RANdom SAmple Consensus", est un algorithme publié pour la première fois en 1981 par Fischler et Bolles [169]. C'est une méthode itérative permettant d'estimer les paramètres d'un modèle mathématique à partir d'un ensemble de données observées qui contiennent des données aberrantes. Le principal avantage de RANSAC est qu'il donne à la fin un ensemble de inliers ou vrais appariements qui peuvent ensuite être utilisés pour déterminer un modèle de transformation plus raffiné en utilisant l'estimation par moindres carrés.

#### **4.5.4 Déformation d'image et rééchantillonnage**

Au cours de la dernière étape, l'ensemble des paramètres définissant le modèle de transformation est utilisé pour déformer l'image secondaire afin de la situer au même repère de l'image de référence. Ensuite, l'image déformée est rééchantillonnée en utilisant une méthode d'interpolation. Le problème d'interpolation se pose parce que les coordonnées calculées ne sont pas entières. Le choix de la méthode d'interpolation est guidé par le compromis entre le coût calculatoire et la qualité d'interpolation [132]. Des exemples de méthodes d'interpolation sont le plus proche voisin, bilinéaire ou bicubique.

#### **4.6 EXPERIMENTATION ET RESULTATS**

La validation d'une méthode de recalage passe inévitablement par la quantification de la précision et l'estimation de la robustesse. Cette section est consacrée à la validation et l'évaluation des performances de l'algorithme de recalage proposé en termes de robustesse et de précision.

Au début, afin d'évaluer la robustesse et la précision de l'algorithme de recalage proposé, nous avons eu recours à des déformations géométriques

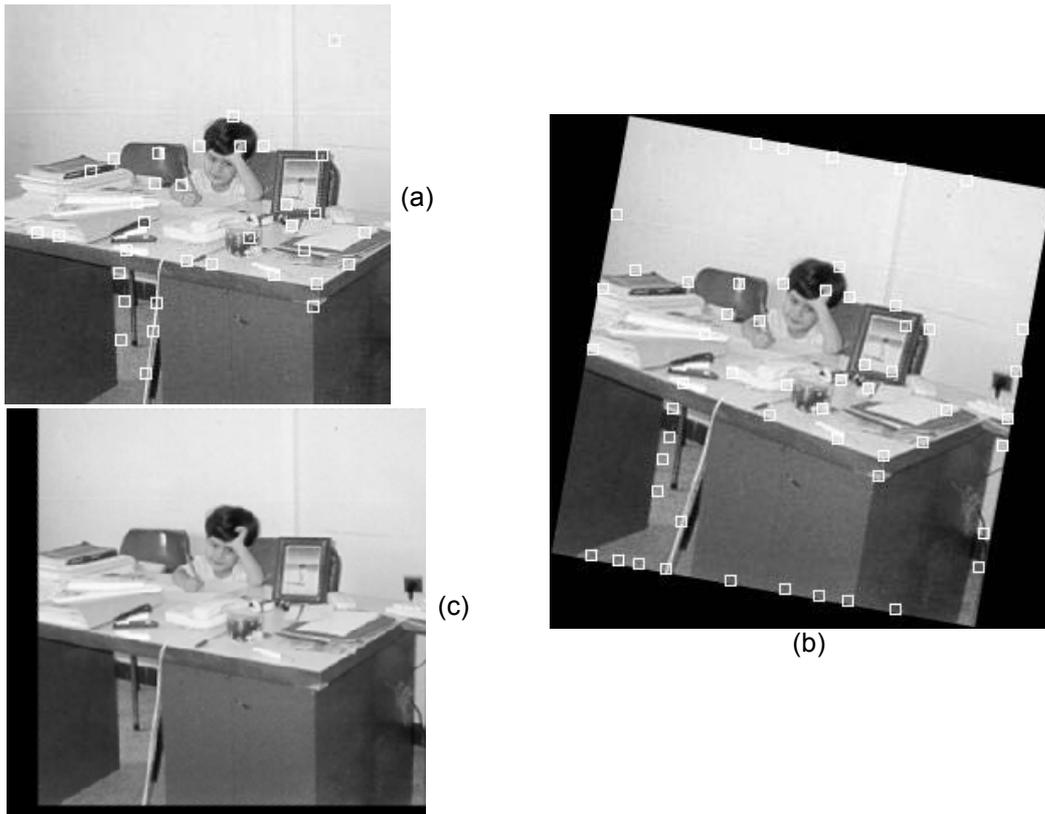
synthétiques. Plusieurs déformations géométriques connues (translation, rotation et changement d'échelle) ont été appliquées à une image originale. L'image déformée a été ensuite recalée sur l'image originale par l'algorithme proposé. Les paramètres de transformation estimés sont comparés aux paramètres réels.

Un code Matlab a été écrit dans le but d'implémenter le nouvel algorithme proposé. L'expérience a été menée en utilisant l'image «lyed» en niveaux de gris de taille 237×237 pixels et selon les paramètres suivants: la décomposition NSCT, effectuée à l'aide du Toolbox NSCT, a été réalisée avec  $N=4$  niveaux de résolutions, et  $L=4$  sous-bandes directionnelles; le paramètre  $c=1.2$ ; la taille de la fenêtre  $w=7$ ; le rayon de la fenêtre circulaire  $R = 41$ . Les deux niveaux particuliers utilisés pour cette expérience sont (3 - 4).

La Figure 4.5 illustre le résultat de l'application de l'algorithme proposé à l'image déformée. La Figure 4.5-a représente l'image «lyed» originale marquée par les points de contrôle extraits par le détecteur à base de la NSCT proposé dans le Chapitre 3 tandis que la Figure 4.5-b représente la version déformée de l'image «lyed» marquée par les points de contrôle détectés. L'image recouvrée par les paramètres de transformation estimés est montrée sur la Figure 4.5-c. L'image déformée a été transformée par une interpolation bilinéaire. Une comparaison des paramètres estimés avec les paramètres réels est montrée sur le Tableau 4.1.

Il peut être constaté à partir du Tableau 4.1 que les paramètres estimés sont très proches des paramètres réels. Ce qui démontre l'efficacité et la robustesse de l'algorithme de recalage proposé.

Quantifier la précision de la transformation calculée par une méthode de recalage est difficile. Pour les méthodes géométriques, elle dépendra de la précision des points de contrôle. La précision du recalage est mesurée traditionnellement par l'erreur quadratique moyenne, *RMSE (Root Mean Square Error)*, qui représente la distance entre la position d'un point de contrôle, une fois l'image corrigée, et sa position sur l'image de référence. Elle est donnée par l'équation suivante:



**Figure 4.5:** Recalage de la version déformée de l'image «lyed». Les paramètres de transformation appliqués sont : translation par ( $t_x=10$  pixels,  $t_y=20$  pixels), rotation par  $\theta = -10^\circ$ , et changement d'échelle par  $s = 115\%$ . (a) L'image «lyed» originale marquée par les points de contrôle extraits. (b) La version déformée de l'image «lyed» marquée par les points de contrôle extraits. (c) Résultat du recalage par l'algorithme proposé.

Paramètres de Transformation	$t_x$ (pixels)	$t_y$ (pixels)	$\theta$	$s$
Les paramètres réels	10	20	-10°	115%
Les paramètres estimés	10.0970	20.0323	-9.9973°	115.70%

**Tableau 4.1:** Comparaison des paramètres estimés par l'algorithme de recalage proposé avec les paramètres réels

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \left( \sum_i \|(x, y)_i - (x', y')_i\|^2 \right)} \quad (4.11)$$

où  $(x', y')_i = T_{affine}(x, y)_i$ ,  $T_{affine}$  est la transformation affine calculée,  $\|(x, y)_i - (x', y')_i\|$  est la distance euclidienne et  $N$  est le nombre de couples de points de contrôle. L'unité utilisée pour déterminer la  $RMSE$  est basée sur les pixels.

Seulement cinq points ont été choisis parmi le nombre total des points de contrôle détectés pour estimer la précision de l'algorithme de recalage proposé. Comme montré sur le Tableau 4.2, les résultats montrent que toutes les erreurs individuelles sont inférieures à 0.2 pixels. La valeur de la  $RMSE$  totale calculée sur les cinq points est également inférieure à 0.2 pixels, qui est relativement une bonne précision obtenue par l'algorithme proposé.

Points de contrôle	1	2	3	4	5	RMSE totale
RMSE	0000	0000	0000	0.0447	0.1479	0.1963

**Tableau 4.2:** Les RMSEs calculées aux points de contrôle (en pixels)

Par la suite, l'algorithme de recalage proposé a été appliqué aux images Alsat-1 multitemporelles. Dans cette expérience, un couple d'images Alsat-1 de la bande-1 (vert) représentant la région d'Oran a été utilisé. Ces images en niveaux de gris sont codées sur huit bits. Des sous-scènes d'environ 512×512 pixels et 400×400 pixels, soustraites des scènes originales, ont été utilisées. Le couple consiste d'une image de référence (512×512 pixels) acquise le 18/08/2003 et une image secondaire (400×400 pixels) acquise le 27/05/2003.

L'expérience a été menée selon les paramètres suivants: la décomposition NSCT, effectuée à l'aide du Toolbox NSCT, a été réalisée avec

$N=4$  niveaux de résolutions; et  $L=4$  sous-bandes directionnelles; le paramètre  $c=1$ ; la taille de la fenêtre  $w=25$ ; le rayon de la fenêtre circulaire  $R = 11$ . Les deux niveaux particuliers utilisés pour cette expérience sont (3 - 4).

Le résultat de l'application de l'algorithme proposé au recalage du couple d'images Alsat-1 multi-dates est montré sur la Figure 4.6. Quatre images ont été choisies pour ce couple: (a) l'image de référence, (b) l'image secondaire, (c) l'image secondaire recalée, et (d) le résultat du recalage des deux images. Nous pouvons constater à partir de la Figure 4.6-d que les deux images sont bien superposées. Ce qui montre l'efficacité de l'algorithme de recalage proposé.

La précision de l'algorithme de recalage proposé a été estimée en calculant la *RMSE* de (4.11) à chaque point de contrôle. Seulement dix points ont été sélectionnés parmi le nombre total des points de contrôle. Comme le montre le Tableau 4.3, les résultats montrent qu'une précision de moins de 0.15 pixels a été obtenue à chaque point contrôle individuel. Une erreur RMSE totale inférieure à 0.1 pixels a été obtenue pour les dix points de contrôle, qui est relativement une bonne précision atteinte par l'algorithme de recalage proposé.

Points de contrôle	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	RMSE Totale
RMSE	0.0109	0.0843	0.0331	0.0148	0.0382	0.0350	0.0310	0.0125	0.0509	0.1374	0.0582

**Tableau 4.3:** Les RMSEs calculées aux points de contrôle (en pixels)

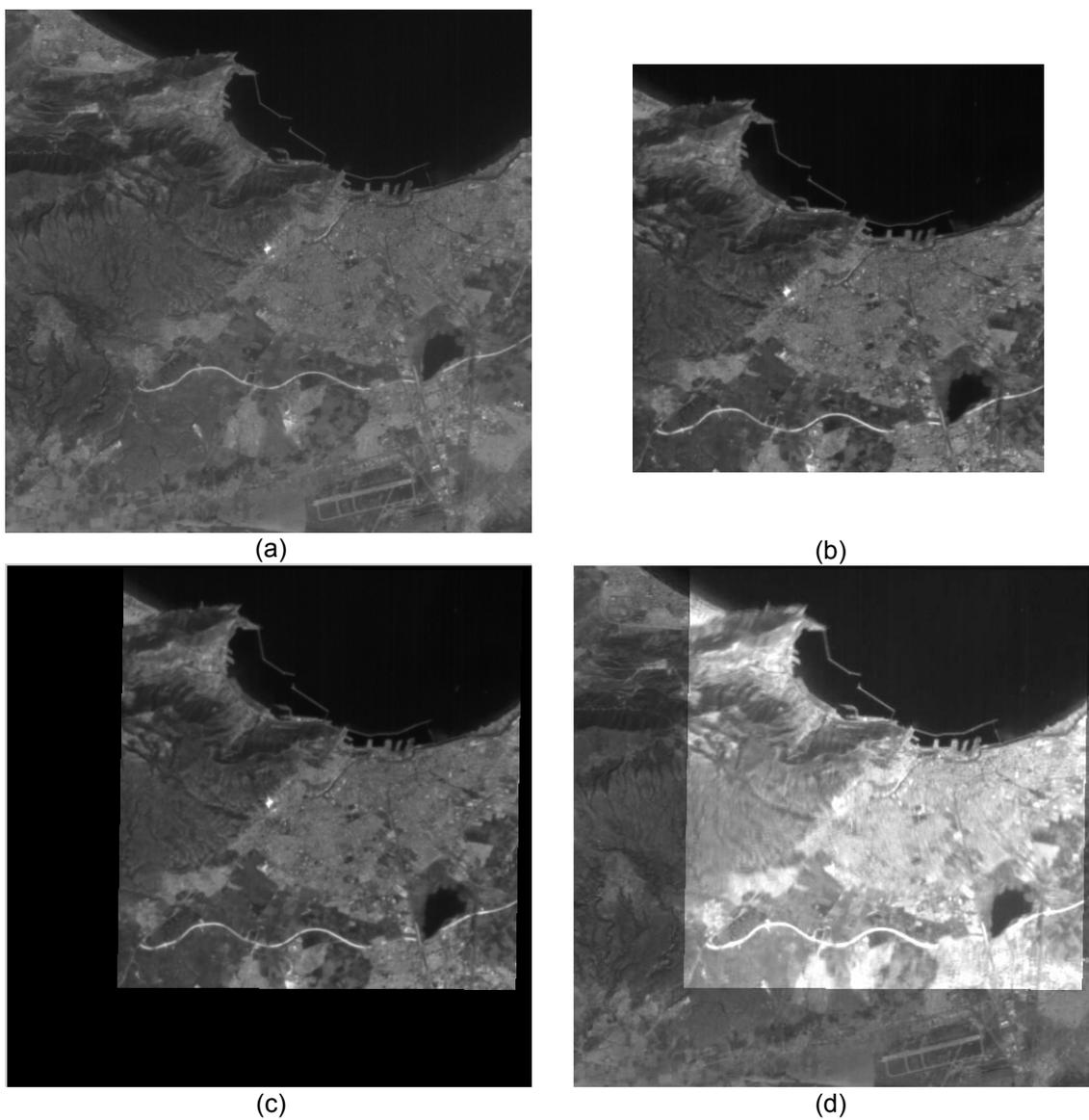


Figure 4.6: Recalage des images Alsat-1 de la région d'Oran (Algérie) acquises à des dates différentes. (a) l'image de référence. (b) L'image secondaire. (c) L'image secondaire recalée obtenue après l'application de l'algorithme proposé. (d) Le résultat du recalage

## **4.7 CONCLUSION**

Après avoir évoqué l'importance du recalage dans le domaine de l'imagerie satellitaire et passé en revue les approches de recalage existantes dans la littérature, nous avons introduit dans ce chapitre une nouvelle approche basée sur la NSCT pour réaliser un recalage efficace et précis des images de télédétection. L'algorithme de recalage proposé validé sur une image synthétique et un couple d'images Alsat-1 multitemporelles, s'est révélé à la hauteur de nos espérances en fournissant une précision de recalage relativement grande. En effet, une précision de moins de 0.1 pixels a été atteinte pour dix points de contrôle extraits des images Alsat-1.

Bien que l'algorithme de recalage proposé dans ce chapitre soit décrit dans une application de télédétection, il peut bien entendu être utilisé dans d'autres domaines, notamment l'imagerie médicale. Ceci fera l'objet du chapitre suivant.

## Chapitre 5

# Recalage Elastique des Images d'Angiographie Soustraite Numérique Basé sur la NSCT

### Résumé

*L'angiographie soustraite numérique (en anglais, Digital Substraction Angiography, DSA) est une modalité bien établie pour la visualisation des vaisseaux sanguins dans le corps humain. Cependant, l'inconvénient majeur de cette technique, inhérent à l'opération de soustraction, est la présence d'artefacts résultant du non-alignement des images successives causé par les mouvements du patient. Ces artefacts de mouvement réduisent fréquemment la pertinence du diagnostique. Parmi les différentes techniques proposées pour résoudre ce problème, le recalage d'images s'est avéré être l'approche la plus appropriée pour la correction des artefacts de mouvement. Dans ce chapitre, une nouvelle approche de recalage non rigide pour l'amélioration de la soustraction angiographique est proposée. Dans cette méthode, le détecteur de coins à base de la NSCT proposé dans le Chapitre 3 est utilisé pour extraire automatiquement un ensemble de points de contrôle où le non alignement est plus probable. La mise en correspondance des points candidats est réalisée à travers une mesure de similarité basée sur les moments de Zernikes. La déformation finale des images est réalisée par un modèle de déformation élastique basé sur les splines de plaque mince (Thin Plate Spline, TPS). L'algorithme proposé a été appliqué avec succès pour le recalage de trois ensembles de données cliniques incluant des images périphériques, coronaires et cérébrales. Les résultats expérimentaux indiquent clairement que l'algorithme proposé est plus performant que l'algorithme de recalage à base des moments invariants combinés récemment publié en termes de précision.*

## 5.1 MOTIVATION

Après l'invention de la photographie, le XXe siècle a vu l'émergence de nouvelles techniques d'imagerie qu'il n'est pas excessif de qualifier de révolutionnaires. Leur champ d'observation privilégié est l'être vivant et leur domaine d'application principal est la médecine. En effet, s'il est un domaine où les images jouent un rôle vital, au sens propre du terme, c'est bien celui de la médecine.

En 1895, l'Allemand W. Röntgen découvre le rayonnement X et joint à la communication qu'il envoie à la Société de Physique Médicale de Bavière, une image de la main de sa femme obtenue grâce à ce rayonnement. Cette image acquise il y a 114 ans, qui peut être considérée comme la première donnée radiologique de l'Histoire, marque les débuts de l'imagerie médicale.

En offrant la possibilité d'explorer le corps humain en 2 ou 3 dimensions, l'imagerie médicale *in vivo* apporte une aide importante au clinicien que ce soit à des fins diagnostiques ou thérapeutiques. Certaines modalités permettent d'accéder à l'anatomie, comme l'imagerie par résonance magnétique ou le scanner, d'autres offrent l'accès au métabolisme des organes (on parle alors d'imagerie fonctionnelle). Certaines sont bidimensionnelles (coupes histologiques, ou radiologie conventionnelle), ou tridimensionnelles (par exemple l'IRM), voire 4-D (séquences d'échographies 3-D). Afin de mieux discerner l'objet imagé, l'utilisation d'un produit spécifique (produit de contraste, colorant histologique) peut être nécessaire. Dans ce cadre, des techniques de visualisation du flux sanguin ont notamment été développées. Ces techniques, dites d'imagerie angiographique, ont alors ouvert de nouvelles perspectives relatives à la recherche de pathologies vasculaires et à l'analyse des vaisseaux. Certaines modalités ne réalisent même que l'image de la distribution spatiale de ce produit, comme la médecine nucléaire.

La grande diversité des modalités d'imagerie et la quantité croissante de données, souvent volumiques, mise à la disposition du praticien, ont motivé la conception de nouvelles méthodes automatiques pour l'analyse et l'interprétation des images.

De façon générale, les différentes modalités d'imagerie sont complémentaires, et leurs indications se recouvrent peu :

- Le scanner ou la radiologie permettent de visualiser les structures, naturellement (comme les os) ou artificiellement (par le biais d'un produit de contraste), *opaques* aux rayons X,
- L'IRM, qui utilise la mise en résonance des protons de l'eau, permet de différencier les tissus mous,
- L'histologie ou l'autoradiographie, d'une part grâce à leur résolution, de l'ordre du dixième de millimètre, et d'autre part grâce à l'utilisation d'un produit révélant certaines structures ou fonctions, offre une imagerie plus proche d'une certaine *vérité anatomo-fonctionnelle*, etc.

De cette rapide présentation, il ressort que, pour profiter des particularités de plusieurs modalités, il faut être capable de les combiner. La présentation d'une information composite, résultant de la combinaison de plusieurs modalités, se nomme la *fusion* d'images. Cette tâche implique implicitement que les images à combiner soient spatialement comparables, c'est-à-dire qu'elles soient définies dans le même repère géométrique. Cette condition est rarement remplie avec les images acquises nativement, et il faut donc être capable d'estimer la transformation spatiale relative permettant de passer du repère géométrique d'une des images à celui de l'autre. Cette dernière tâche relève d'une problématique majeure connue sous le nom du recalage. Le recalage des images médicales a été très tôt une des préoccupations des acteurs du domaine. Elle n'est toujours pas considérée comme un problème résolu, et ce champ de recherche reste très actif et fertile.

Par rapport au recalage d'images dans le domaine du traitement des images en général, le recalage d'images en imagerie médicale semble avoir une importance relative bien plus importante. Cela se comprend aisément, étant donné le nombre d'applications qui nécessitent de comparer des images médicales :

- La fusion d'information: des images de modalités différentes du même patient doivent être recalées;

- La mesure d'évolution: des images de même modalité du même patient, mais acquises à des instants différents, doivent être recalées;
- La comparaison d'individus: des images de même modalité, mais de sujets différents, doivent être recalées;
- La superposition d'atlas: des images de modalités différentes de sujets différents doivent être recalées.

Un intérêt croissant a été porté au recalage d'images durant ces 20 dernières années. On peut s'en rendre compte en ne regardant, parmi les articles traitant de recalage, que ceux qui dressent un état de l'art, évidemment instantané. De tels articles dans le domaine du traitement d'images en général, et qui mentionnent le recalage des images médicales comme un cas particulier, ont été écrits par Brown [1] et Zitova [3]. Par comparaison, en imagerie médicale, la production est beaucoup plus importante. En effet, des états de l'art spécifiques aux images médicales ont été proposés par Maintz et Viergever [167], Lester et Arridge [170], Barillot [171], Hill et coll. [172], Makela et coll. [173], Hutton et Braun [174] et Crum et coll [175]. De nombreux ouvrages consacrés totalement ou partiellement au recalage d'images médicales sont aussi parus [176]-[178].

Les travaux cités s'adressent aux méthodologistes plutôt qu'aux spécialistes, qui, eux aussi ont dressé des états de l'art par domaine d'application comme la médecine nucléaire [179]-[181], l'imagerie cardiaque [182] [183], ou la radiothérapie et l'oncologie [184] [185] pour n'en citer que quelques-uns.

Dans le présent Chapitre, nous présentons une contribution méthodologique au recalage, dans un contexte d'imagerie médicale précis qui est celui de l'Angiographie par Rayons X (ARX, 2D).

## 5.2 ANGIOGRAPHIE PAR RAYONS X

L'angiographie par rayons X (ARX) est une technique d'imagerie médicale de routine depuis une vingtaine d'années. Sa signification littérale est «radiographie des vaisseaux». Elle est destinée à l'étude des structures vasculaires qui ne sont pas visibles sur des radiographies standard. L'angiographie par rayons X reste, aux yeux des spécialistes, la technique d'imagerie médicale la plus précise pour explorer l'intérieur des vaisseaux afin d'y déceler d'éventuelles maladies et malformations.

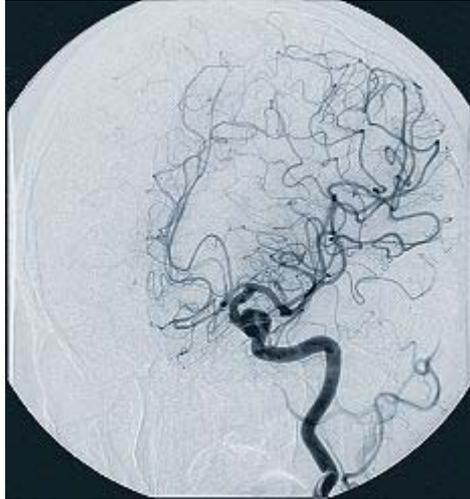
### 5.2.1 Qu'est ce que l'Angiographie par rayon X ?

L'angiographie est un examen radiologique qui permet de visualiser la lumière (volume intérieur) d'un vaisseau sanguin (artère ou veine) et de ses branches de division par injection directe d'un produit de contraste opaque aux rayons X. Elle est utilisée essentiellement pour étudier les vaisseaux du cœur et des poumons, ceux du cerveau et de la moelle épinière et ceux des membres et des viscères. On parle d'*artériographie* pour l'exploration des artères et de *phlébographie* pour celle des veines. La Figure 5.1 montre un angiogramme des artères du cerveau.

L'artériographie peut concerner n'importe quelle artère du corps. Lorsqu'il s'agit d'une exploration cardiaque, on parlera de coronarographie; lorsqu'il s'agit d'une exploration carotidienne et céphalée, on parlera de neuro-angiographie.

### 5.2.2 Comment s'effectue une angiographie, en pratique ?

L'angiographie par rayons X repose sur les mêmes principes qu'une radiographie conventionnelle. Les rayons X sont des rayonnements électromagnétiques d'énergie suffisante pour qu'une partie du rayonnement puisse traverser les objets sans être altérée. Contrairement à la lumière, qui est absorbée ou réfléchiée par les objets solides, les rayons X traversent les corps opaques à la lumière, et en particulier les organismes vivants. L'atténuation du faisceau de rayons X au cours de son passage dans le corps à radiographier



**Figure 5.1:** Angiogramme d'artère carotide et d'artères du cerveau

n'est souvent pas uniforme. Des différences d'atténuation existent entre les poumons, le cœur et les os par exemple. Ces différences d'atténuation sont essentielles à la formation de l'image radiographique. L'image radiographique résulte en effet de la différence d'atténuation des rayons X dans les milieux traversés. Cette différence d'atténuation est mesurée par un intensificateur d'image ou amplificateur de luminance et l'image résultante est recueillie par un récepteur qui peut être un film photographique, on parle alors de radiographie, ou un écran vidéo, on parle alors de radioscopie. En radiologie numérisée, le film traditionnel est remplacé par un système d'acquisition et de numérisation.

L'angiographie par rayons X nécessite en plus, un geste dit «invasif». En effet, les vaisseaux sanguins ne sont pas naturellement radio-opaques (c'est-à-dire ne sont pas visibles sur des radiographies standards). Pour permettre leur visualisation, un produit de contraste iodé sensible aux rayons X est injecté dans le courant sanguin lors d'une imagerie par rayons X.

Le praticien introduit un cathéter (petit tuyau souple en plastique de l'épaisseur d'un brin de spaghetti) dans un vaisseau à travers la peau. Une petite incision est faite après avoir nettoyé la peau, pour introduire le cathéter dans l'artère. Lorsque la ponction n'est pas directe, le praticien guide ce cathéter jusqu'au vaisseau à examiner en surveillant sa progression sur un écran de contrôle. Il injecte ensuite un produit de contraste iodé opaque aux rayons X et prend des images de son cheminement. On prend habituellement

plusieurs radiographies et, une fois la procédure terminée, le cathéter est enlevé et on exerce une pression pour refermer la peau pendant environ 10 minutes (ou on utilise un autre moyen pour refermer l'incision). Le patient peut sentir une impression de chaleur ou de légère brûlure quand l'agent de contraste est injecté. La procédure peut prendre moins d'une heure ou durer plusieurs heures.

Selon les artères étudiées, l'injection du produit de contraste se fait dans l'artère carotide du cou, l'artère humérale au pli du coude, l'artère fémorale au pli de l'aîne ou la veine des membres. Pour cela, une anesthésie locale est faite avant de mettre en place le cathéter.

Le produit de contraste utilisé peut être, soit de l'iode (produit radio-opaque, élimination par les reins), soit du dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>, absorption par les tissus). Son principe consiste à rendre visibles (ou opaques) les vaisseaux artériels ou veineux.

L'équipement radiologique est monté sur un support en forme de C et le tube radiologique est sous la table sur laquelle se trouve le patient. Au-dessus du patient se trouve un intensificateur d'image qui reçoit les signaux, les amplifie et les envoie à un écran de télévision (Figure 5.2). Les images sont entreposées dans un ordinateur ou captées sur film. La procédure peut ainsi être vue comme un film autant de fois que nécessaire.

### **5.2.3 A quoi ça sert ?**

L'angiographie permet de réaliser des examens à visée soit diagnostique, soit interventionnelle.

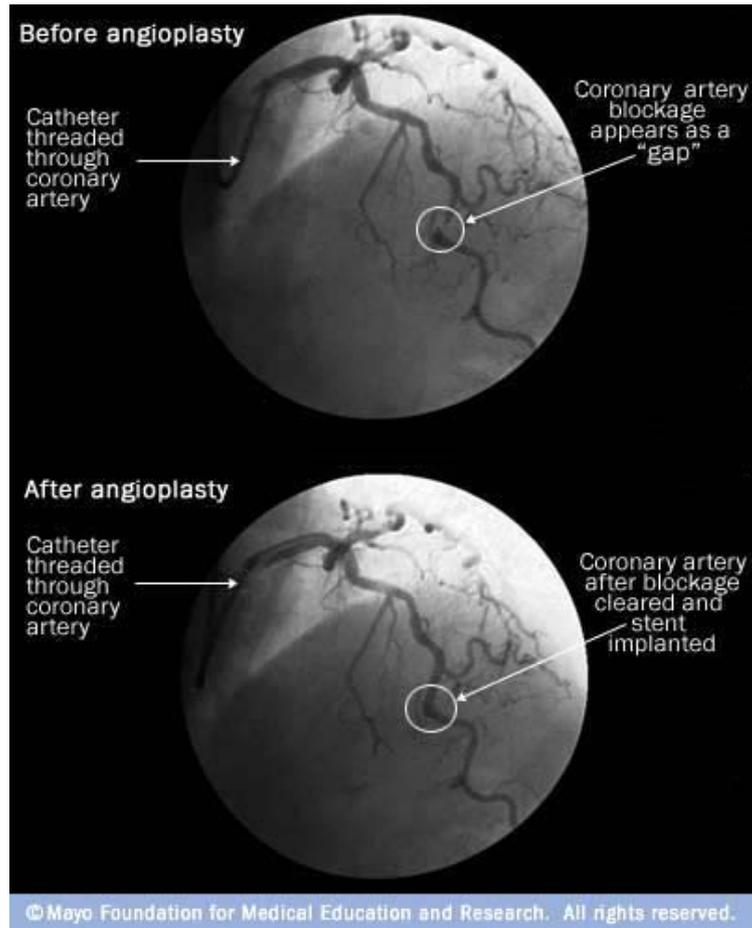
**Les examens à visée diagnostique:** ont pour objectif d'identifier des pathologies vasculaires afin d'aider à un traitement ultérieur qu'il soit endovasculaire, chirurgical ou médicamenteux. C'est aussi une source d'informations utilisée avant une intervention chirurgicale afin de repérer précisément le trajet des vaisseaux. Au niveau artériel, elle sert à dépister des lésions artérielles, notamment des sténoses (rétrécissements) dues à l'athérome (dépôt liquide sur les parois artérielles), des anévrysmes (dilatations



**Figure 5.2:** Appareil d'angiographie à rayons X

localisées des artères), des occlusions d'un vaisseau par l'athérome ou par un caillot, des saignements internes. Elle permet également de distinguer une dissection artérielle (clivage des parois) ou la présence d'une malformation artérioveineuse. On peut explorer les artères rénales, pulmonaires, cérébrales, de la rétine, des membres... Au niveau veineux, elle fait partie du bilan de thrombose veineuse profonde (phlébite) et en détermine les conséquences.

**Les examens à visée interventionnelle:** auront pour objectif de minimiser voire de supprimer la pathologie identifiée, grâce à l'introduction d'instruments spécifiques par le point de ponction. En effet, le radiologue peut traiter directement les problèmes identifiés à l'angiographie de façon non invasive (sans incision). Par exemple, une dilatation du vaisseau peut être pratiquée dans la partie rétrécie à l'aide d'un ballon: on parle alors d'angioplastie (Figure 5.3), un anévrisme peut être bloqué à l'aide de petits ressorts de métal et un saignement peut être arrêté à l'aide de matériel inséré par un petit cathéter.



**Figure 5.3:** Exemple d'angiogrammes coronaires montrant une artère coronaire bloquée avant que l'angioplastie soit pratiquée (en haut) et après l'angioplastie, lorsque l'artère est débloquée (en bas).

### 5.3 IMAGERIE ANGIOGRAPHIQUE

Les techniques d'angiographie ont pour objectif de permettre la visualisation des structures vasculaires d'un patient par la mise en évidence du flux sanguin. Il est possible de classer ces techniques d'acquisition en quatre familles distinctes [186] : angiographie soustraite numérique (DSA : *Digital Subtraction Angiography*), par ultrasons, par tomodensitométrie spirale (ATDMS) et par résonance magnétique (ARM).

Les acquisitions de type angiographie soustraite consistent à acquérir au moins deux images 2D de la même région par émission de rayons X, avec et sans injection d'un produit de contraste dans le sang. La soustraction de ces deux images permet, en éliminant les tissus environnants, d'obtenir une représentation 2D du système vasculaire seul. Des versions bi/multiplanaires

de ce type de stratégie 2D sont souvent mises en œuvre pour permettre la reconstruction d'une information tridimensionnelle [187] [188]. Les méthodes de type ATDMS sont également basées sur une acquisition par rayon X. Ces acquisitions, nécessitant également l'injection d'un produit de contraste, sont réalisées à grande vitesse suivant une série d'angles distincts, par rotation autour du patient. L'information fournie par chaque acquisition permet alors la reconstruction d'une véritable image 3D [189] [190]. Les méthodes par ultrasons permettent quant à elles de mettre à profit l'effet Doppler pour récupérer de l'information sur le sens et la vitesse de déplacement du flux sanguin. Des techniques intravasculaires ont notamment été développées, fournissant des coupes 2D successives du vaisseau étudié [191] [192]. La dernière famille de techniques d'acquisition regroupe toutes les méthodes de type ARM basées sur les propriétés magnétiques des tissus [193]-[195].

L'étude menée dans ce chapitre s'est placée dans le contexte de la première famille qui est l'angiographie soustraite numérique.

## **5.4 ANGIOGRAPHIE SOUSTRAITE NUMERIQUE (DSA)**

L'angiographie soustraite numérique (en anglais, *Digital Substraction Angiography*, DSA) est une modalité bien établie pour la visualisation des vaisseaux sanguins dans le corps humain. Elle est de routine depuis une vingtaine d'années [196]-[204] et reste encore aujourd'hui la référence pour l'étude de structures vasculaires en dépit de ses aspects invasif et bidimensionnel.

### **5.4.1 Principe de la DSA**

L'angiographie classique ou conventionnelle est un examen radiologique des vaisseaux sanguins qui consiste à enregistrer le cheminement du produit de contraste sur un film radiologique, par clichés séparés ou en série. En angiographie conventionnelle, la visualisation des vaisseaux est rendue difficile par la présence de nombreuses structures radio-opaques (par exemple certaines structures osseuses ou viscérales).

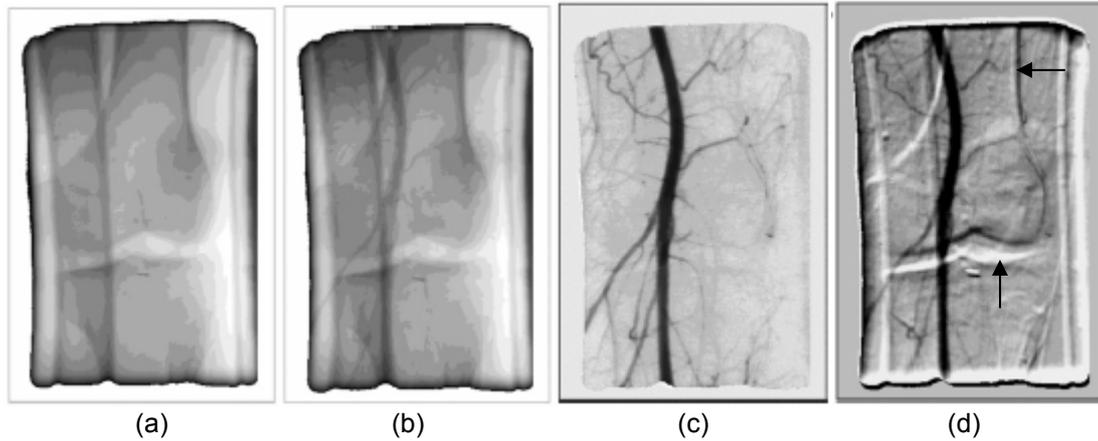
Pour y remédier, l'angiographie digitalisée, appelée également numérisée, repose sur un traitement informatique des images prises des vaisseaux sanguins. Elle permet de saisir des images vidéo sur un amplificateur de brillance avec une caméra appropriée et se base sur le principe suivant:

Une ou plusieurs images sont prises avec injection de produit de contraste pour visualiser la zone à traiter où le réseau vasculaire est très lumineux car le produit injecté est radio opaque; ces images sont souvent appelées images *contraste* ou *live*. Une image est prise sans produit de contraste avec la même caractéristique radiographique où l'on visualise toutes les structures anatomiques sans mise en relief du réseau vasculaire; cette image est appelée habituellement image *masque*. Avec un traitement numérique de ces images, il est alors possible de soustraire la seconde image de la première et on visualise alors uniquement le réseau vasculaire sans perturbations des autres structures. Nous illustrons cette soustraction à la Figure 5.4.

L'angiographie numérisée offre, par rapport à l'angiographie conventionnelle, un certain nombre d'avantages. D'une part, la soustraction permet de supprimer les structures anatomiques qui se superposent aux vaisseaux étudiés et d'autre part, le traitement informatique de l'image permet de renforcer le contraste des structures vasculaires et d'en modifier la luminosité.

Il est évident que dans les images de différence résultantes, les structures non vasculaires ne seront complètement éliminées que si elles sont exactement alignées et ont des distributions de niveaux de gris égales (Figures 5.4-c).

Si le patient bouge durant l'acquisition d'une séquence d'images d'angiographie, des artefacts seront introduits dans l'image soustraite, ce qui peut altérer le diagnostic. Les artefacts de mouvement présents dans l'image de différence sont généralement caractérisés par des excursions de luminosité noires et blanches (voir les flèches noires sur la Figure 5.4-d).



**Figure 5.4:** Exemple d'une angiographie digitalisée soustraite montrant un genou. (a) Image masque. (b) Une image de contraste. (c) Image de différence entre l'image contraste et l'image masque en l'absence de mouvements du patient. (d) Image de différence entre l'image contraste et l'image masque en présence de mouvements du patient. Noter les artefacts de mouvement perceptibles.

#### 5.4.2 Acquisition des images DSA

Le capteur d'images le plus ancien est le film radiologique. Il a été progressivement remplacé par l'amplificateur de brillance qui permet d'obtenir une image très brillante captée par une caméra puis numérisée pour être stockée informatiquement. En pratique la propagation de l'agent de contraste dans les vaisseaux est suivie sur une séquence d'images numériques acquises à une cadence donnée. Toutes ces images sont automatiquement soustraites à la première d'entre elles où l'agent de contraste n'est pas encore parvenu dans les vaisseaux d'où le terme d'*angiographie numérisée soustraite*. La Figure 5.5 montre un exemple d'une séquence d'images angiographiques.

Le système d'angiographie numérique peut fonctionner suivant deux modes. La *graphie* est utilisée pour l'acquisition de séquences angiographiques. Elle permet d'obtenir des images numérisées de grande qualité qui sont stockées sur le disque et peuvent être revues et exploitées par des post-traitements. La *fluoroscopie* est pilotée par l'opérateur en cours d'intervention et permet d'obtenir des images le plus souvent utilisées pour suivre en temps réel les déplacements du cathéter radio-opaque. Ces images bruitées acquises à faible dose constituent des aides ponctuelles au cours d'une angiographie et ne sont généralement pas stockées.

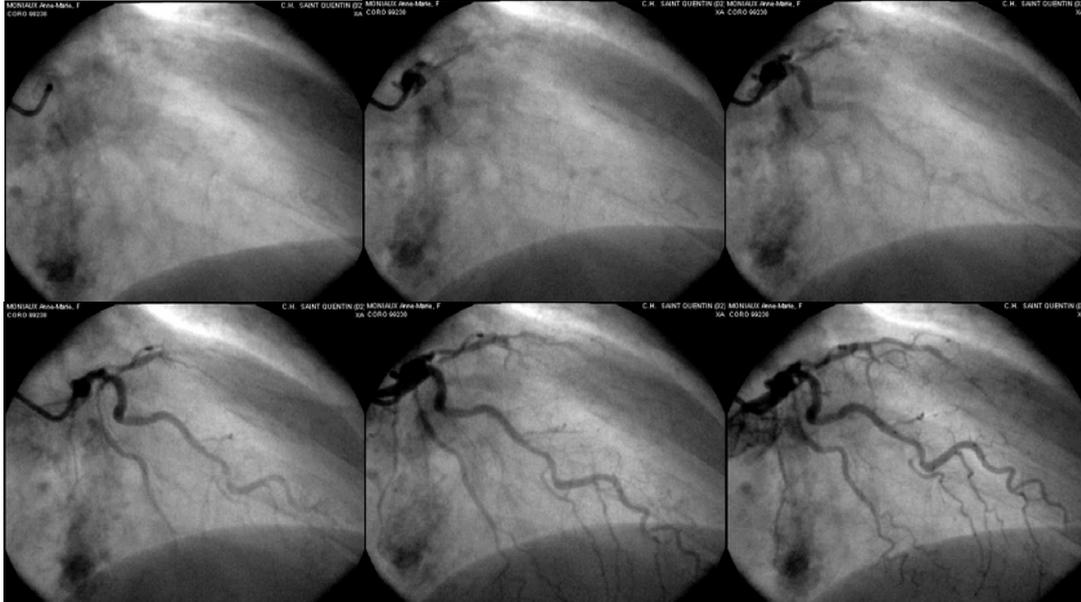


Figure 5.5: Séquence angiographique des artères coronaires

#### 5.4.3 Avantages de l'angiographie numérisée

Grâce à l'utilisation de capteurs de rayons X très sensibles, les amplificateurs de brillance, et de chaînes d'acquisition numérique permettant la soustraction digitale des images avant et après injection, la technique de l'angiographie soustraite digitalisée possède un nombre d'avantages:

- **Résolution spatiale élevée:** L'utilisation d'une matrice d'acquisition élevée,  $1024^2$ , permet de visualiser des vaisseaux de l'ordre de  $300 \mu$  de diamètre. Cette résolution est supérieure à celle du scanner et de l'IRM.
- **Résolution temporelle élevée:** Il est possible d'acquérir de l'ordre de 8 images haute résolution par seconde et environ 25 images basse résolution par seconde. Cette résolution temporelle est également bien supérieure à celle des séquences IRM ou scanographiques dynamiques.
- **Images en temps réel:** La fluoroscopie est un outil indispensable d'aide à la navigation endovasculaire. Elle permet de localiser et de suivre en temps réel la progression du microcathéter en se focalisant sur l'extrémité de ce dernier.

#### **5.4.4 Limitations de l'angiographie numérisée**

Les algorithmes de soustraction numérique ont émergés comme un outil indispensable pour l'angiographie soustraite numérisée. Les algorithmes de soustraction peuvent être implémentés en temps réel ou rétrospectivement (a posteriori). Cependant, il existe un nombre de dégradations qui peuvent limiter la qualité de l'image finale.

Indépendamment de son application clinique spécifique, les principes fondamentaux en angiographie soustractive supposent la fixité des structures non vasculaires entourant les vaisseaux. Des évaluations cliniques de l'angiographie numérisée, à la suite de son introduction au début des années 1980, ont révélé que cette propriété n'est pas respectée par un grand nombre d'examen angiographiques [204]. Par conséquent, l'inconvénient majeur de cette technique, inhérent à l'opération de soustraction, est la présence d'artefacts résultant du non-alignement des images successives causé par d'éventuels mouvements du patient.

Un autre facteur de dégradation qui peut limiter l'avantage de la procédure de soustraction est lié au système d'acquisition. En effet, Les images obtenues en angiographie numérisée présentent des distorsions liées à la géométrie et à l'électronique de l'amplificateur de brillance et à des fluctuations dans la puissance de la source des rayons X. Ces distorsions peuvent se traduire par des disparités locales et globales entre les valeurs moyennes des niveaux de gris des images successives de la séquence d'angiographie.

De tels artefacts sont éventuellement gênants pour l'interprétation des images. Ils peuvent, en effet, réduire la valeur diagnostique de l'image soustraite ou entraîner le rejet de la séquence d'angiographie. Dans ce dernier cas, le patient aurait à refaire l'examen considéré comme invasif.

#### **5.4.5 Artefacts de mouvement et les solutions possibles**

Le défaut le plus handicapant de l'angiographie soustractive est probablement la présence de divers artefacts qui peuvent, entre autres, être dus à d'éventuels mouvements du patient ou au processus d'acquisition.

Fondamentalement, le non alignement des images est dû à un déplacement de pixels causé par un mouvement de translation ou de rotation ou des deux ensembles. En raison de la diversité des mouvements du patient, le déplacement des pixels peut se produire de manière uniforme et globalement sur l'ensemble de l'image ou localement dans certaines parties de l'image seulement. Dans la plupart des applications de l'angiographie soustractive, le non alignement local se produit plus souvent que le non alignement global [151].

Dans la plupart des cas, ces artefacts de mouvement réduisent sensiblement la pertinence des images d'angiographie numérisée et rendent le travail clinique d'analyse de plus en plus délicat pour les radiologues. Par conséquent, diverses solutions à ce problème ont été proposées au cours des deux dernières décennies. Nous présentons dans ce qui suit une revue de ces solutions.

#### **5.4.5.1 Solutions liées au patient et à l'acquisition**

Pour remédier au problème des artefacts dus au mouvement du patient, des techniques directes ont été proposées et appliquées dans certains cas. Ces dernières sont basées sur l'immobilisation des bras, des jambes ou la tête du patient [205]. Bien que ces méthodes réduisent les artefacts de mouvement pour différentes procédures de diagnostic, elles ne sont pas tolérées par les patients au cours des interventions de longue durée.

Une autre ligne de recherche a porté sur des modifications du système d'acquisition en exploitant des connaissances *a priori* sur la nature du mouvement du patient ou les propriétés du produit de contraste et les tissus à imager. Un exemple de ces approches est l'utilisation des techniques de filtrage sophistiquées. Les filtres temporels passe-bande et à rejet de bande peuvent offrir un degré élevé d'immunité contre certains types de mouvement [206]. Particulièrement dans le cas d'un mouvement périodique rapide, causé par exemple par la pulsation cardiaque, les variations des niveaux de gris se traduisent souvent par des parties spécifiques dans le spectre temps-fréquence. Ces dernières peuvent donc être filtrées par un filtre passe-bande.

Cette approche a démontré son succès dans un certain nombre de cas [207] [208] (à noter que les filtres passe-bas ne sont pas adéquats car ils ne suppriment pas l'anatomie de fond stationnaire). Se basant sur la courbe de dilution du produit de contraste, de meilleurs résultats peuvent être obtenus en utilisant un filtre adaptatif, qui maximise le rapport signal-sur-bruit de l'iode [209]-[213].

Dans certains cas, les artefacts de mouvement peuvent être réduits en choisissant une autre image masque. Un système pour le remasquage automatique au cours de l'acquisition a été, en effet, mentionné par Oung et Smith [214]. Cependant, cette méthode ne permet la correction des artefacts que si le mouvement se produise avant l'arrivée du produit de contraste au vaisseau d'intérêt.

Les artefacts causés par un mouvement pulsatif des structures vasculaires, tels que les pulsations cardiaques, peuvent être en partie évités en utilisant des images acquises au cours de la même phase cardiaque [215]. L'électrocardiogramme (ECG) peut être exploité, dans ce cas, pour déclencher l'exposition aux rayons X. L'ECG a été appliqué avec succès dans les études des artères carotides. Cette technique nécessite cependant un équipement spécial et elle ne peut pas être généralisée à d'autres sources de mouvement.

Eventuellement, ces solutions ne sont pas encore largement acceptées dans les milieux cliniques, principalement en raison de leur application limitée ou l'exigence d'équipements spéciaux.

#### **5.4.5.2 Solutions basées sur le traitement d'images**

Bien que les techniques mentionnées plus haut puissent fournir un remède dans des cas spécifiques, le mouvement du patient se produit toujours. Dans de telles situations, faire appel à des techniques de traitement d'images devient nécessaire en clinique pratique puisque des résultats satisfaisants peuvent être obtenus avec un faible coût de calcul et sans avoir besoin de matériel sophistiqué. En effet, du point de vue traitement d'images, le non alignement des images d'angiographie causé par le mouvement du patient soulève un problème de recalage. Le recalage d'images dans ce cas consiste à estimer

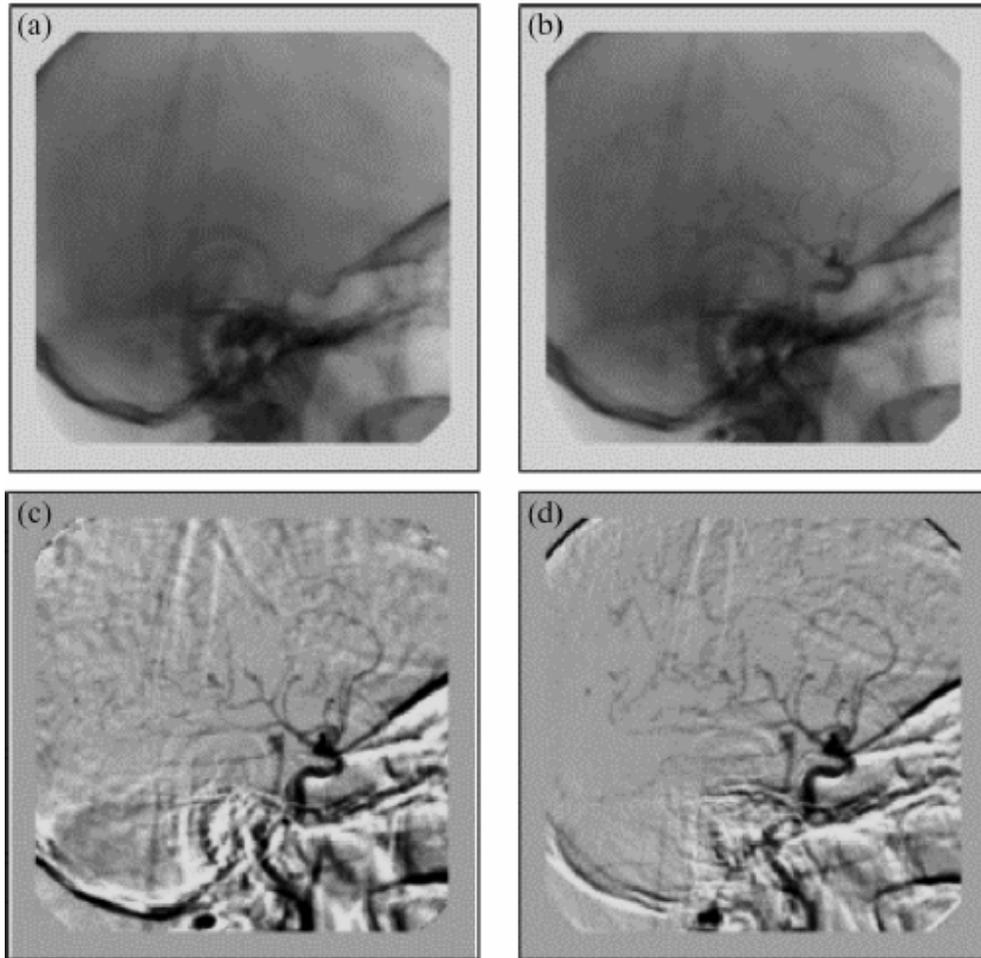
une transformation géométrique relative au mouvement provoqué par le patient, permettant de situer les images masque et contraste dans un même repère géométrique avant de procéder à la soustraction.

La méthode la plus simple, mais aussi la plus populaire, dans ce domaine est probablement celle basée sur la translation manuelle de l'image masque par rapport à l'image contraste; une technique souvent appelée décalage de pixels (en anglais: *pixel shifting*). Puisque en angiographie numérique les images sont acquises, stockées et traitées numériquement, cette technique est assez facile à mettre en œuvre et par conséquent elle a été appliquée depuis le début des années 80 [216] [217]. Evidemment, cette méthode implique que les artefacts soient provoqués par des mouvements translationnels grossiers. Dans la plupart des cas, le mouvement du patient est souvent plus complexe et ne peut pas être modélisé par une telle transformation de base. Bien que la méthode de décalage de pixels puisse réduire les artefacts dans certaines parties de l'image, dans le reste de celle-ci ils sont inévitablement renforcés ou même nouvellement créés (Figure 5.6), comme il a été souligné dans [217], [218]. Outre cet inconvénient, la charge calculatoire de cette technique est trop élevée.

Par conséquent, il existe un besoin crucial de développer des techniques automatisées pour le recalage des images d'angiographie lorsque une grande précision est souhaitée.

## 5.5 TECHNIQUES AUTOMATIQUES DE RECALAGE EN ANGIOGRAPHIE SOUSTRAITE

En angiographie soustractive, le recalage d'images est le processus de recherche de la transformation géométrique qui aligne l'image masque et l'image contraste de manière à ce que les points de l'image masque apparaissent dans la même position que leurs correspondants dans l'image contraste. Dans cette section, nous présentons un aperçu sur les contributions récentes et les plus importantes proposées pour résoudre le problème de recalage automatique des images d'angiographie à rayons X.



**Figure 5.6:** Recalage d'images cérébrales par la méthode manuelle *pixel-shifting*. (a) Image masque. (b) Image contraste. (c) Résultat de la soustraction originale montrant des artefacts de mouvement considérables. (d) Résultat de la soustraction après recalage par la méthode standard *pixel-shifting* montrant des corrections locales seulement.

Au cours des deux dernières décennies, des efforts énormes ont été mis en avant pour le développement des techniques de recalage automatique pour l'angiographie soustraite numérique. Une revue détaillée des types d'artefacts de mouvement et les techniques proposées pour accomplir la tâche du recalage dans le domaine particulier de l'angiographie soustraite numérique jusqu'à 1999, a été présentée par Meijering et *al.* [204]. Une autre étude de publications récentes concernant les techniques de recalage appliquées à la DSA et les conclusions qui peuvent en être tirées sont données dans [151].

Récemment, de nouvelles méthodes automatiques ont été développées pour l'amélioration des images d'angiographie soustraite numérique [219]-[222]. Dans [222], de nouvelles techniques de sélection automatique de points de

contrôle et d'appariement pour l'amélioration des images DSA ont été proposées. L'extraction automatique des points de contrôle est basée sur une approche de détection de contours et une détection locale de similarité par la technique d'appariement de gabarit (*template matching*) selon une mesure de similarité à base de moments invariants combinés. Une nouvelle stratégie a été élaborée dans laquelle un algorithme de détection de mouvement 3D en espace-temps est utilisé pour sélectionner les points de mouvement appartenant aux structures en mouvement. Dans cette approche, la détection de contours est réalisée par le fameux détecteur de Canny [223] couramment utilisé. Ce dernier est basé sur le calcul du gradient d'intensité. Toutefois, les méthodes de détection de contours à base du gradient sont sensibles à plusieurs facteurs tels que les variations d'illumination de l'image, le flou, etc. De plus, presque toutes ces techniques ont été développées pour la détection de contours de type échelon (*step edges*). Par conséquent, leur performance est faible dans le cas de contours composites tels que les contours de type ligne (ou barres) et rampe [129].

Plus récemment, un algorithme de recalage élastique multirésolution a été proposé pour les images d'angiographie coronaire [224]. Dans cette méthode, une stratégie de recherche multirésolution a été adoptée selon laquelle l'image masque est décomposée en sous-images de type coarse-to-fine itérativement. A chaque niveau, le calcul est basé sur le meilleur résultat de déformation obtenu au niveau précédent en l'affinant davantage. Bien que ce nouvel algorithme ait été démontré à être très efficace et robuste pour le recalage des images d'angiographie coronaire, il n'est pas pour autant exempt de critiques. En effet, il souffre de certaines limitations telles que la charge calculatoire et l'influence du faible contraste de luminance des micro-vaisseaux [224].

## **5.6 SPECIFICITE DU PROBLEME DE RECALAGE EN IMAGERIE ANGIOGRAPHIQUE**

On rappelle qu'en angiographie soustractive la mise en évidence des structures vasculaires est obtenue par comparaison de deux images acquises respectivement avec et sans l'injection d'un produit de contraste dans le réseau sanguin d'un patient. En soustrayant ensuite point à point une image d'une autre, on obtient l'image des structures vasculaires seules. Le problème à résoudre ici se situe dans la soustraction point à point. Pour de nombreuses raisons (essentiellement le déplacement du patient) la structure ne se présente pas de manière identique d'une image à l'autre, et la soustraction point à point des images produit des artefacts à l'endroit des bords des structures tissulaires représentées.

Pour pouvoir faire une soustraction point à point, il est nécessaire de corriger la distorsion subie par une des deux images, dite image à recalcr, par rapport à une première image dite image de référence. Une fois qu'on a corrigé la distorsion de l'image à recalcr, la soustraction peut être faite automatiquement simplement. En angiographie soustractive, pour des raisons intuitivement faciles à comprendre, l'image de référence (à laquelle on ne fait pas subir de correction de distorsion) sera de préférence l'image opacifiée obtenue après injection du produit de contraste dans le sang du patient. On choisira naturellement comme image de référence l'image contenant l'information sensible à laquelle on s'attache.

Le non alignement de l'image masque avec l'image opacifiée ou contraste soulève un problème de recalage délicat. D'une part, du fait de la complexité des sources de mouvement (mouvement réflexe du patient suite à l'injection, mouvement anatomique) et d'autre part à cause des multiples contraintes liées à cette application (e.g. niveau de bruit élevé).

La spécificité du problème de recalage en imagerie angiographique soustraite réside dans la nature des images : projections de corps mous, structurellement pauvres; et dans les phénomènes d'occlusion : la présence du produit de contraste crée de fortes dissimilarités.

## **5.7 UNE APPROCHE EFFICACE POUR LE RECALAGE D'IMAGES D'ANGIOGRAPHIE SOUSTRACTIVE**

Compte tenu de la spécificité du problème de recalage en imagerie angiographique soustraite, une approche de recalage appropriée à un usage clinique doit souscrire à un certain nombre de contraintes. Dans [151] une liste de telles contraintes a été établie comme suit:

- a) La procédure de recalage doit être précise et entièrement automatique.
- b) Le mouvement du patient et les variations des niveaux de gris dans les images contrastes doivent être corrigés globalement et localement.
- c) Le recalage doit être élastique ou non rigide afin de faire face aux artefacts résiduels locaux.
- d) Les algorithmes doivent être à charge calculatoire réduite et par conséquent relativement rapides pour pouvoir être implémentés dans des systèmes DSA pratiques.

## **5.8 CONTRIBUTION**

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé un procédé de recalage automatique d'images utilisable notamment pour l'imagerie satellitaire. Bien que ce procédé ait été décrit dans une application de télédétection, il pourrait bien entendu être utilisé dans d'autres domaines tels que l'imagerie médicale, en l'occurrence l'imagerie d'angiographie soustractive.

L'objectif du travail présenté dans ce chapitre est d'adapter la stratégie proposée dans le chapitre précédent au problème d'images d'angiographie soustractive. En effet, du fait de la complexité des sources de mouvement (mouvement réflexe du patient suite à l'injection, mouvement anatomique), le non alignement des images d'angiographie soustractive peut se produire de manière uniforme et globalement sur l'ensemble de l'image ou/et localement dans certaines parties de l'image seulement. Par conséquent, la question suivante peut se poser : comment compenser le mouvement des images non alignées globalement et localement afin d'éliminer les artefacts de bougé? La contribution principale de ce chapitre consiste en la réponse à cette question.

Ce faisant, une nouvelle approche rapide pour l'élimination des artefacts de mouvement global et local en angiographie soustractive est proposée dans laquelle un modèle de déformation élastique est retenu.

## **5.9 SCHEMA DE RECALAGE ADOPTE**

L'objectif de ce chapitre est de démontrer que l'utilisation du détecteur de coins à base de la NSCT proposé dans le Chapitre 3 pour la sélection de points de contrôle, l'utilisation d'une mesure de similarité basée sur les moments de Zernike pour établir la correspondance entre les points détectés, et la correction par un modèle de déformation élastique conduisent à un algorithme qui satisfait les contraintes de (a) à (d) et qui par conséquent peut améliorer la valeur du diagnostic des images d'angiographie soustractive.

L'approche de recalage proposée suivra la démarche suivante en quatre étapes:

- 1) Sélection de points de contrôle dans les images à recaler,
- 2) Appariement ou mise en correspondance des points détectés,
- 3) Estimation du modèle de déformation,
- 4) Déformation de l'image à recaler et ré-échantillonnage.

L'intérêt d'un tel schéma de recalage se trouve dans son caractère automatique, dans sa rapidité (le calcul de la transformation se base sur des points de contrôle et non pas sur tous les pixels de l'image), et dans son pouvoir de gérer des mouvements globaux et locaux (utilisation d'un modèle de déformation élastique).

### **5.9.1 Détection de points de contrôle**

L'approche traditionnelle pour calculer la transformation entre deux images consiste à exploiter l'image entière. Dans le cas des images d'angiographie soustractive, ceci est très coûteux en temps de calcul et ne conduit pas à des algorithmes cliniquement acceptables. Pour remédier à ce problème il est préférable de remplacer l'image physiquement visible par une collection de

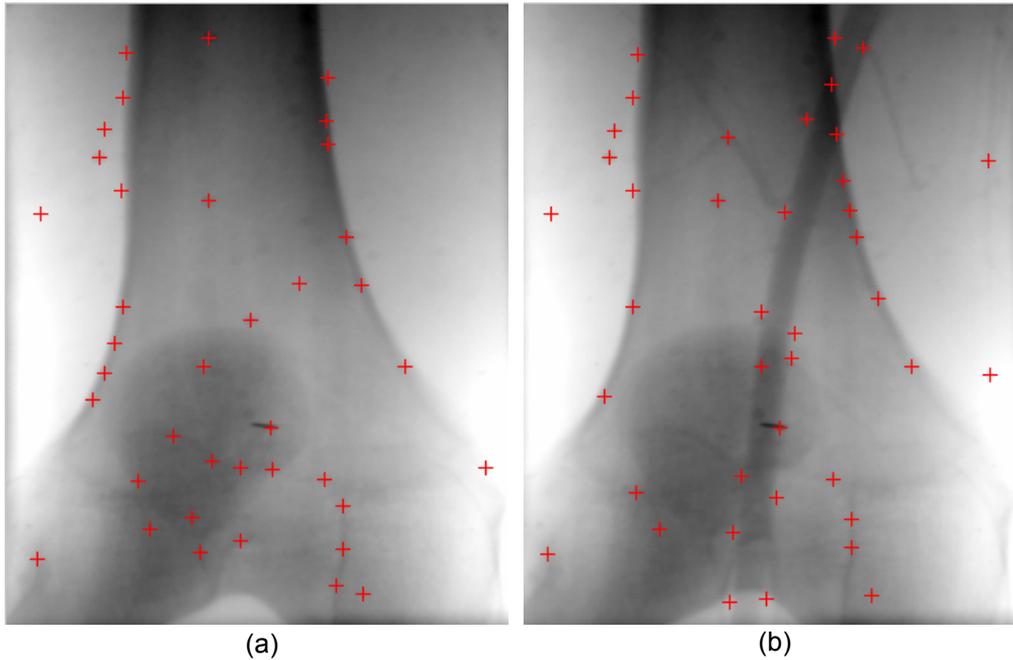
points d'intérêt. Les points d'intérêt, tout en ayant une structure géométrique minimale, permettent d'appréhender toutefois des propriétés physiques telles que la rigidité et le maillage d'objet [225]. En cela, ils sont particulièrement intéressants et adaptés aux objets naturels non structurés comme c'est le cas pour les images d'angiographie. La première étape dans une procédure de recalage automatique non rigide des images consiste donc à extraire automatiquement un ensemble de points de contrôle potentiels des deux images à recaler.

Il convient de noter ici que, dans le cas particulier des images d'angiographie soustraite, les artefacts apparaissent uniquement à l'endroit des bords des structures non vasculaires. C'est pourquoi, nous avons fait appel au détecteur de coins à base de la NSCT proposé dans le Chapitre 3. Ce choix est motivé par le fait que la NSCT est une représentation multiéchelle et directionnelle qui peut capturer les structures géométriques intrinsèques dans les images naturelles telles que les contours lisses. Par conséquent, extraire les points de contrôle par la NSCT peut atténuer l'effet du faible contraste des vaisseaux et résulte en une détection robuste et précise.

La Figure 5.7 exemplifie l'extraction de points de contrôle à partir d'un couple d'images périphériques d'angiographie soustraite (représentant un genou). Ainsi, nous pouvons constater que les points de contrôle, extraits par le détecteur de coins à base de la NSCT, sont robustes et répartis de manière homogène.

### **5.9.2 Appariement des points candidats**

Pour cette étape, nous avons adopté le même schéma que celui utilisé dans le cas des images satellitaires. En effet, nous avons utilisé une mesure de similarité à base des moments de Zernike et nous avons suivi les mêmes étapes que le chapitre précédent.



**Figure 5.7:** Les points candidats détectés (indiqués par des carrés). (a) L'image masque marquée par les points extraits. (b) L'image contraste marquée par les points extraits

### 5.9.3 Estimation du modèle de déformation et rejet des outliers

Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre précédent, le choix du modèle de déformation est lui aussi très important et est guidé par l'application sous-jacente et les informations *a priori* disponibles sur la nature de la déformation entre les images.

Comme évoqué plus haut, du fait de la complexité des sources de mouvement (mouvement réflexe du patient suite à l'injection, mouvement anatomique) et les disparités locales et globales entre les moyennes de niveaux de gris des images masque et contraste, le non alignement des images d'angiographie soustractive peut se produire de manière uniforme et globalement sur l'ensemble de l'image ou/et localement dans certaines parties de l'image seulement [224]. Par conséquent, pour pouvoir compenser le mouvement des images non alignées globalement et localement afin d'éliminer les artefacts de bougé, nous avons retenu un modèle de déformation élastique, en l'occurrence, les fonctions d'interpolation spline de plaques minces TPS (de l'anglais *Thin Plate Splines*).

### **La méthode spline de plaques minces TPS**

La spline de plaques minces ou TPS est sans doute, la transformation élastique la plus populaire en recalage non rigide. L'idée directrice de la méthode des plaques minces flexibles consiste à représenter les objets par une configuration de points localisés dans l'espace euclidien et à associer, par la suite, à cette configuration une élasticité potentielle. Imaginons d'avoir à déformer une plaque mince flexible, par exemple en caoutchouc. On utilise les positions qu'occupent les points repères sur la plaque mince dans une fonction mathématique en respectant le postulat qu'il est plus facile de déformer la plaque entre des points éloignés que dans une zone où les points sont proches. La méthode TPS quantifie la quantité d'énergie nécessaire pour réaliser ces déformations.

L'utilisation de l'interpolation par TPS à des fins de recalage en imagerie médicale a d'abord été proposée par Bookstein. Dans [168], il propose une approche algébrique pour décrire les déformations spécifiées par deux ensembles de points homologues. Cette méthode fournit une fonction d'interpolation  $f$  qui, à un des deux ensembles de points homologues, l'ensemble source, associe exactement l'autre ensemble, l'ensemble cible. L'une des principales caractéristiques de la TPS est sa capacité de décomposer un espace de transformation en une transformation affine globale et un composant de déformation non affine local. Imaginons une grille à maille carrée superposée à la plaque mince flexible, les transformations affines sont celles qui conservent le parallélisme des droites alors que les déformations non affines les transforment en courbes. Les premières ne nécessitent aucune énergie alors que les secondes en requièrent d'autant plus qu'elles s'appliquent à un grand nombre de points repères.

La TPS est une fonction d'interpolation représentant, exactement, la distorsion à chaque point de contrôle. C'est une transformation flexible qui permet de modéliser une large partie de distorsions spatiales puisqu'elle inclue les principales déformations géométriques : translation, rotation, homothétie (changement d'échelle), cisaillement. Dans une étude récente [226], il a été constaté que la TPS est la transformation élastique la plus appropriée dans le

cas où le nombre de points de contrôle homologues n'est pas grand (moins d'un mille) et la variation de l'espacement entre les points n'est pas importante. La fonction d'interpolation TPS est donnée par l'équation suivante :

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{t} + \sum_{i=1}^n \mathbf{W}_i K(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|) \quad (5.1)$$

où  $\mathbf{A}$  et  $\mathbf{t}$  sont les matrices des paramètres de la transformation affine;  $\mathbf{W}_i$  sont les poids de la fonction d'interpolation radiale non linéaire  $K$ ; et  $\mathbf{x}_i$  sont les points de contrôle. La fonction de base  $K(r)$  est la solution fondamentale de l'équation biharmonique ( $\Delta^2 K = 0$ ) qui remplit la condition de minimisation d'énergie de flexion, à savoir  $K(\lambda) = \lambda^2 \log(\lambda^2)$ . On peut montrer [168] que l'équation d'une plaque de métal, mince et uniforme, initialement plate, puis déformée par des déplacements verticaux est directement liée à l'équation biharmonique. En deux dimensions, la transformation  $\mathbf{h}$  est définie à partir des deux ensembles de  $m$  couples de points homologues comme suit :

$$\begin{aligned} x' = h_x(x, y) &= a_{11}x + a_{12}y + t_x + \sum_{i=1}^m W_{xi} K(\|(x_i, y_i) - (x, y)\|) \\ y' = h_y(x, y) &= a_{21}x + a_{22}y + t_y + \sum_{i=1}^m W_{yi} K(\|(x_i, y_i) - (x, y)\|) \end{aligned} \quad (5.2)$$

avec les paramètres  $a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}, t_x, t_y$  représentant la transformation affine linéaire;  $W_{xi}, W_{yi}$  représentant les poids de la fonction  $K$ , et  $(x, y)$   $(x', y')$  sont les coordonnées de deux points de contrôle dans l'image masque et l'image contraste respectivement.

Pour ce type de transformation, les paramètres de la transformation affine doivent être estimés premièrement. Les poids de la fonction d'interpolation radiale non linéaire sont par la suite calculés.

#### 5.9.4 Déformation de l'image masque et ré-échantillonnage

La déformation de l'image masque par rapport à l'image contraste est réalisée en effectuant les étapes suivantes :

1. Etant donné deux ensembles  $P$  et  $Q$  de  $m$  points de contrôle homologues, les paramètres de la transformation affine  $A$  et  $t$  sont obtenus par l'équation suivante:

$$\begin{bmatrix} x'_1 \\ y'_1 \\ x'_2 \\ y'_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x'_m \\ y'_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x_1 & y_1 & 0 & 1 \\ x_2 & y_2 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x_2 & y_2 & 0 & 1 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_m & y_m & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x_m & y_m & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ a_{21} \\ a_{22} \\ t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

qui peut être écrite sous la forme :  $y = M z$

$a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22}, t_x, t_y$  sont les paramètres de la transformation affine.

Comme nous l'avons évoqué dans le Chapitre 4, les paramètres de la transformation affine peuvent être estimés par la méthode des moindres carrés. Cependant, en raison de la forte probabilité des candidats mal appariés durant le processus de mise en correspondance, nous avons fait appel à l'algorithme RANSAC qui est une technique communément utilisée pour l'estimation des paramètres des modèles mathématiques et qui s'est révélée populaire en raison de sa robustesse aux valeurs aberrantes.

2. Les deux ensembles de points homologues sont alors utilisés pour calculer les poids  $W_{xi}, W_{yi}$  par les équations :

$$\begin{bmatrix} x'_1 - a_{11}x_1 - a_{12}y_1 - t_x \\ x'_2 - a_{11}x_2 - a_{12}y_2 - t_x \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x'_m - a_{11}x_m - a_{12}y_m - t_x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K(r_{11}) & K(r_{12}) & \dots & K(r_{1m}) \\ K(r_{21}) & K(r_{22}) & \dots & K(r_{2m}) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ K(r_{m1}) & K(r_{m2}) & \dots & K(r_{mm}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_{x1} \\ W_{x2} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ W_{xm} \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

$$\begin{bmatrix} y'_1 - a_{11}x_1 - a_{12}y_1 - t_y \\ y'_2 - a_{11}x_2 - a_{12}y_2 - t_y \\ \vdots \\ y'_m - a_{11}x_m - a_{12}y_m - t_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K(r_{11}) & K(r_{12}) & \dots & K(r_{1m}) \\ K(r_{21}) & K(r_{22}) & \dots & K(r_{2m}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K(r_{m1}) & K(r_{m2}) & \dots & K(r_{mm}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_{y1} \\ W_{y2} \\ \vdots \\ W_{ym} \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

où  $r_{ij} = \|(x_i, y_i) - (x_j, y_j)\|$ ,  $0 \leq i \leq m$ ,  $0 \leq j \leq m$ , et  $(x_i, y_i), (x_j, y_j)$  sont les coordonnées des  $m$  points de contrôle de l'image masque.

3. L'ensemble complet des paramètres définissant la transformation est alors utilisé pour transformer les valeurs de l'image masque. Il convient de noter ici que, pour être en mesure d'effectuer la déformation de l'image masque par rapport à l'image contraste, la fonction d'interpolation TPS (5.1) doit être connue à chaque point de l'image. Jusqu'à présent, la méthode de calcul de la fonction TPS a été décrite seulement pour un ensemble sélectionné de points de contrôle, sous l'hypothèse que pour le reste de points les valeurs de la fonction TPS pourraient être obtenues par interpolation linéaire. Pour plus de détails sur le calcul de la fonction TPS, le lecteur pourra se reporter à l'article de Bookstein [168].

## 5.10 RESULTATS EXPERIMENTAUX

Cette section est consacrée à la validation et l'évaluation de la performance de l'algorithme de recalage non rigide proposé pour l'amélioration des images d'angiographie soustractive numérisée, en termes d'efficacité et de précision.

La validation joue un rôle primordial dans le domaine du traitement d'images et en particulier dans le domaine de l'imagerie médicale du fait de l'application potentielle en routine clinique. Les méthodes proposées dans la littérature pour l'évaluation et la validation des algorithmes de recalage sont nombreuses et variées, allant de la simple inspection visuelle des résultats à l'étude de l'influence sur le résultat final d'une chaîne de traitements. Cependant, l'évaluation et la comparaison des méthodes dans le contexte du

recalage non rigide en particulier, sont des problèmes délicats principalement du fait de l'absence de vérité terrain [227]. Il est en effet difficile pour des experts de trouver un consensus sur ce que devrait être la transformation permettant la meilleure mise en correspondance de deux images, rendant ainsi discutable l'existence d'une solution optimale unique. La notion d'optimalité du recalage semble être étroitement liée à l'application qui en est faite [228].

L'application visée par la méthode de recalage non rigide proposée dans ce chapitre est l'angiographie soustraite numérique. Par conséquent, la qualité du recalage aura une influence directe sur la qualité du résultat de la soustraction. Dans ce cas, l'inspection visuelle pourrait être utilisée pour juger qualitativement les résultats obtenus. Pour l'évaluation quantitative, une comparaison en termes de précision a été entreprise avec la méthode de recalage basée sur les moments invariants combinés proposée récemment dans [222]. Cette comparaison est justifiée par le fait que les bases d'images utilisées sont les mêmes.

Comme nous l'avons mentionné dans le Chapitre 4, quantifier la précision de la transformation calculée par une méthode de recalage est difficile. Pour les méthodes géométriques, elle dépendra de la précision des points de contrôle. La précision du recalage est mesurée traditionnellement par l'erreur quadratique moyenne, *RMSE* (*Root Mean Square Error*), qui représente la distance entre la position d'un point de contrôle, une fois l'image masque corrigée, et sa position sur l'image contraste. Elle est donnée par l'équation suivante:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \left( a_{11}x'_i + a_{12}y'_i + t_x + \sum_{j=1}^m W_{xj}K(\lambda_{ij}) - x_i \right)^2 + \left( a_{21}x'_i + a_{22}y'_i + t_y + \sum_{j=1}^m W_{yj}K(\lambda_{ij}) - y_i \right)^2}{m}} \quad (5.6)$$

Il est nécessaire de pouvoir évaluer l'efficacité et la précision des méthodes de recalage sur une importante base d'images. A cette fin, trois jeux de données angiographiques cliniques ont été utilisés pour valider la méthode de recalage non rigide proposée dans ce chapitre, à savoir: des images DSA

périphériques, des images DSA coronaires, et des images DSA cérébrales. Chaque ensemble se compose d'une image contraste et d'une image masque. Chaque image est de taille 512×512 pixels et est codée sur 8 bits, *i.e.*, 256 niveaux de gris. Les séquences d'images cliniques d'angiographie digitale périphériques et cérébrales ont été acquises par un système d'imagerie DSA de l'Hôpital de Boston, au Massachusetts, alors que les images coronaires ont été acquises par un système d'imagerie DSA de l'Hôpital Saint Quentin, en France.

L'expérience a été menée selon les paramètres suivants: la décomposition NSCT, effectuée à l'aide du Toolbox NSCT, a été réalisée avec  $N=4$  niveaux de résolutions; et  $L=4$  sous-bandes directionnelles; le paramètre  $c=1$ ; la taille de la fenêtre  $w = 10$ ; le rayon de la fenêtre circulaire  $R = 11$ . Les deux niveaux particuliers utilisés pour cette expérience sont (3 - 4).

Etant donné un nombre de points de contrôle homologues, les paramètres de la transformation TPS peuvent être estimés. Dans cette expérience, dix (10) couples de points homologues ont été utilisés pour estimer les paramètres de la transformation. Connaissant la fonction TPS, l'image masque a été déformée et ré-échantillonnée par une fonction d'interpolation bicubique.

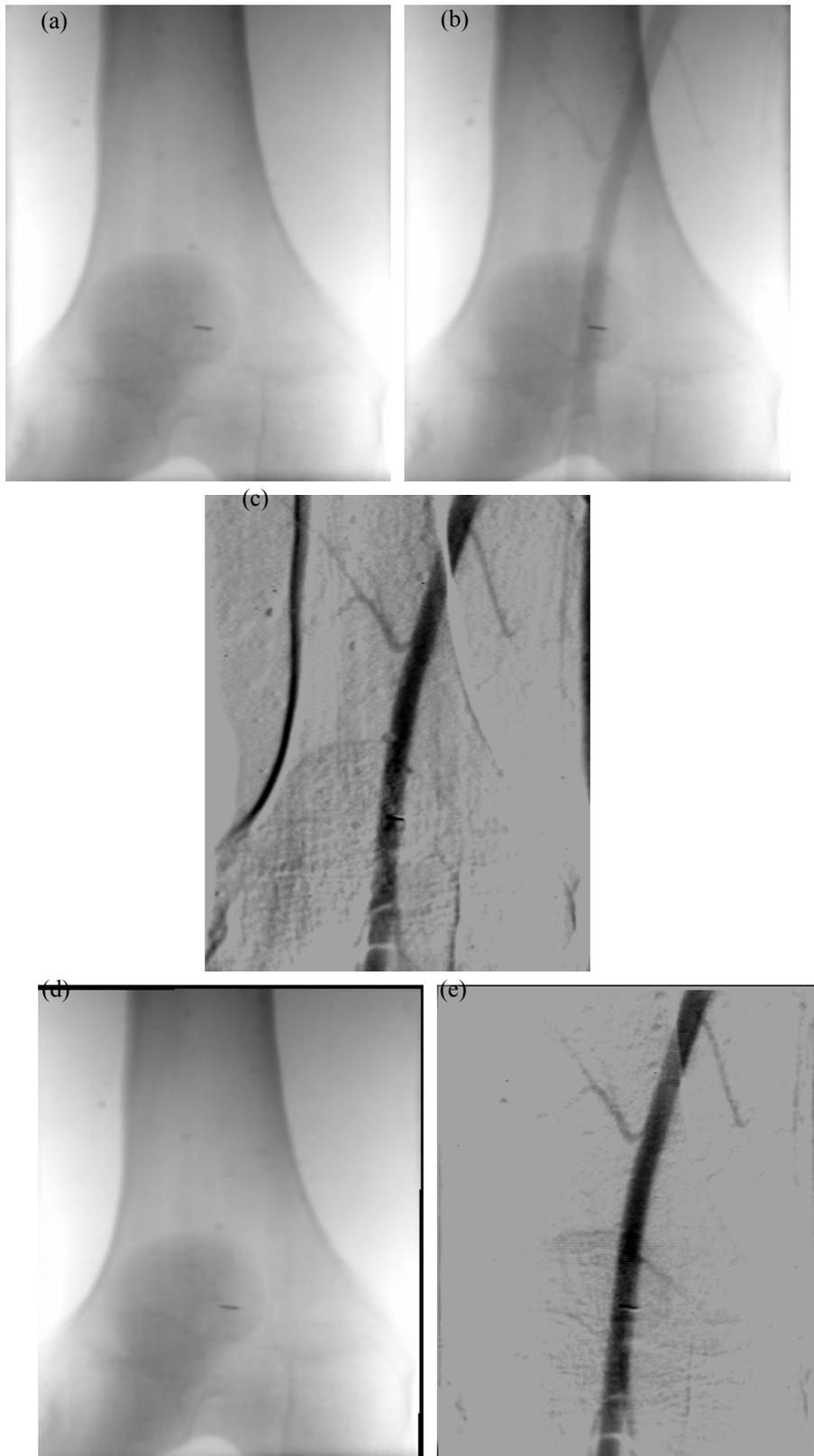
Les Figure 5.7 et 5.8 illustrent les résultats de l'application de l'algorithme de recalage proposé aux deux couples d'images périphériques et coronaires. Nous pouvons observer à partir des Figures 5.7(c) et 5.8(c) que les artefacts de mouvement sont très perceptibles sur l'image résultat de la soustraction digitale des images non recalées. Par inspection visuelle, nous constatons que suite à l'application de l'algorithme de recalage proposé, la soustraction digitale des images (Figure 5.7(e) et Figure 5.7(e)) laisse apparaître de bons résultats dans les deux cas. En effet, il peut être clairement vu que les artefacts de mouvement ont disparu. Ceci illustre la validité et l'efficacité de l'algorithme proposé pour le recalage des images d'angiographie soustraite numérisée.

La précision du recalage est estimée par la *RMSE* donnée par l'équation (5.6). Seulement dix (10) points ont été sélectionnés parmi le nombre total des points de contrôle. Le Tableau 5.1 récapitule les valeurs de la *RMSE* calculées. Les résultats montrent qu'une précision de plus de 0.16 pixels a été obtenue à chaque point contrôle individuel pour le cas des images périphériques, alors

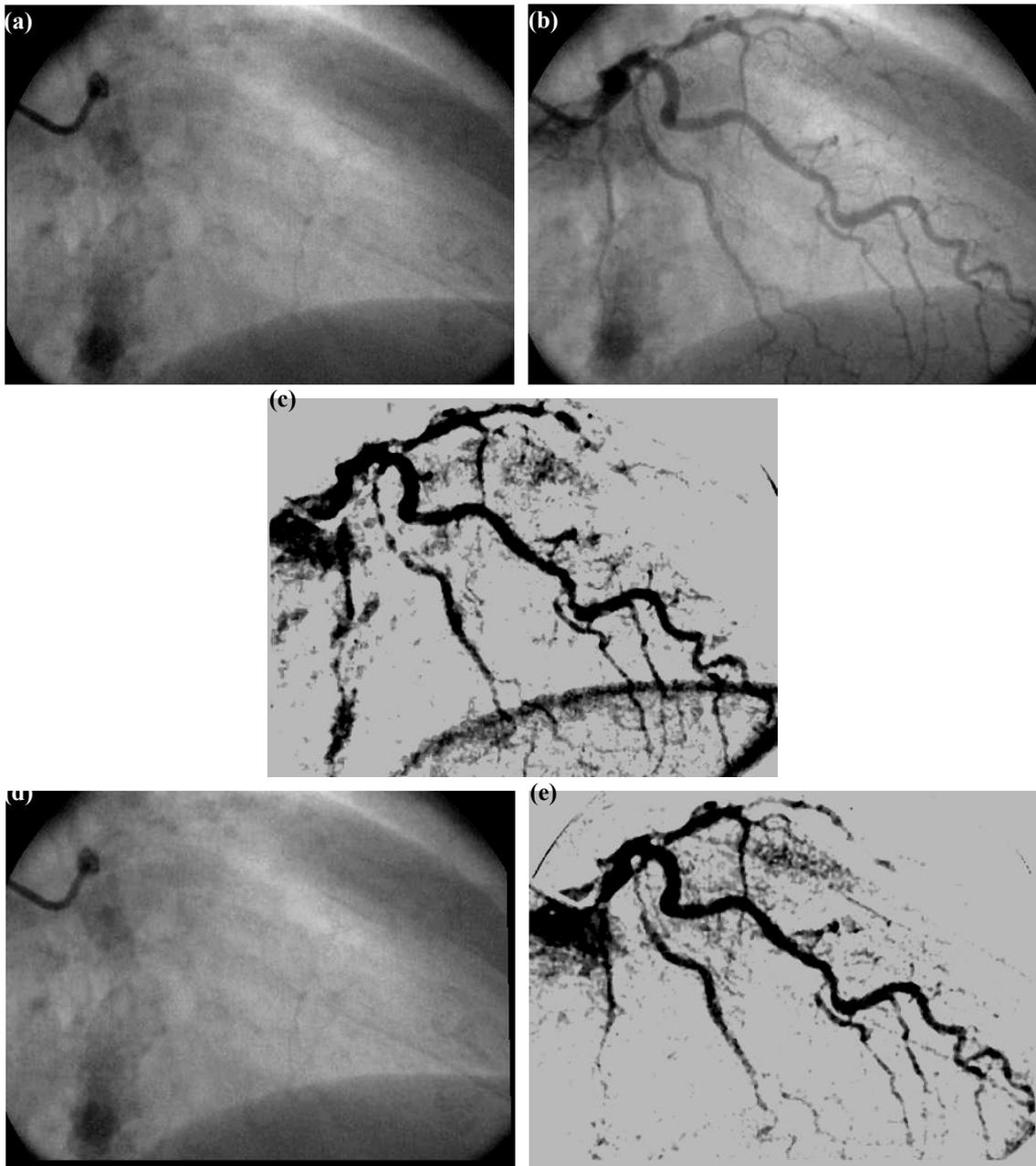
que pour les images coronaires et cérébrales les erreurs sont aux alentours de 0.19 pixels. Comme le montre le Tableau 5.2, une erreur *RMSE* totale inférieure à 0.1 pixels a été obtenue pour les dix points de contrôle pour le cas des images périphériques et cérébrales, tandis que pour les images coronaires une erreur *RMSE* totale d'un peu plus de 0.1 a été atteinte. Nous constatons également à partir du Tableau 5.2 que, l'algorithme proposé est plus performant que le l'algorithme de recalage développé dans [222] en terme de précision pour le cas des images périphériques et coronaires. Alors que dans le cas des images cérébrales, l'algorithme proposé surpasse légèrement les résultats obtenus par la méthode développée dans [222].

### **5.11 CONCLUSION**

Dans ce chapitre, une nouvelle approche de recalage élastique basée sur la NSCT a été développée pour l'amélioration de la soustraction angiographique numérique. La performance de l'algorithme a été évaluée sur trois bases de données angiographiques cliniques. Les résultats expérimentaux montrent que globalement la performance et la précision du recalage sont relativement élevées en comparaison avec la méthode de recalage basée sur les moments invariants combinés récemment proposée [222]. L'algorithme proposé améliore fortement la qualité des images soustraites et une précision de recalage de moins de 0.1 pixels a été obtenue.



**Figure 5.8:** Résultats du recalage des images périphériques. (a) Image masque. (b) Image contraste. (c) Soustraction originale de l'image contraste d'image masque montrant un non alignement remarquable de la structure tissulaire. (d) L'image masque recalée par l'algorithme proposé. (e) Résultat de la soustraction après l'application de l'algorithme de recalage proposé. La plupart des artefacts ont disparu.



**Figure 5.9:** Résultats du recalage des images coronaires. (a) Image masque. (b) Image contraste. (c) Résultat de la soustraction originale montrant des artefacts de mouvement cardiaque considérables. (d) L'image masque recalée par l'algorithme proposé. (e) Résultat de la soustraction après l'application de l'algorithme de recalage proposé. La plupart des artefacts ont disparu

Points contrôle	RMSE		
	Couples d'images		
	Périphérique	Coronaire	Cérébrale
1	0.0175	0.0173	0.0037
2	0.0684	0.1500	0.0074
3	0.0713	0.1442	0.0637
4	0.0752	0.1175	0.1134
5	0.1609	0.0469	0.0142
6	0.0739	0.0600	0.1069
7	0.1536	0.0245	0.1180
8	0.0440	0.0412	0.1055
9	0.0145	0.1910	0.1894
10	0.0059	0.0781	0.0206

**Tableau 5.1:** L'erreur *Root Mean Square* (RMSEs) calculée aux points de contrôle (en pixels)

Méthodes	RMSE totale		
	Couples d'image		
	Périphérique	Coronaire	Cérébrale
Méthode à base de la NSCT	0.0854	0.1040	0.0949
Méthode à base des moments invariants combinés <sup>[222]</sup>	0.1433	0.1607	0.1061

**Tableau 5.2:** Comparaison des résultats de la méthode de recalage à base de la NSCT proposée avec les résultats de la méthode à base des moments invariants combinés [222], en termes de la *RMSE* totale.

## Chapitre 6

# Conclusion Générale et Perspectives

A la fin d'une thèse, la pression du temps tend vers le maximum tandis que la motivation converge vers un minimum local. Dans ces conditions, toute aide est la bienvenue!

Ce chapitre propose un bilan global des travaux présentés dans ce manuscrit et les principales perspectives de recherche susceptibles de prolonger ces travaux.

Deux domaines d'étude ont été abordés dans cette thèse: l'extraction automatique des points d'intérêt à partir des images en niveau de gris et le recalage des images dont les applications visées sont l'imagerie satellitaire et l'imagerie médicale.

### **EXTRACTION AUTOMATIQUE DE POINTS D'INTERET**

#### **Résumé et contribution**

Le premier volet de notre travail de recherche a été consacré au problème de détection automatique de points d'intérêt à partir des images en niveau de gris. La détection de points d'intérêt (ou coins) est, au même titre que la détection de contours, un composant-clé pour de nombreux processus de traitement d'images et de vision par ordinateur. C'est en effet une étape

particulièrement indispensable qui intervient de manière déterminante dans une multitude d'applications telles que le recalage d'images, l'appariement stéréoscopique, ou l'estimation de mouvement et le suivi de cibles.

La contribution principale apportée par ce travail de thèse est d'avoir développé une nouvelle méthode rapide et fiable d'extraction de points d'intérêt. L'enjeu du travail était d'établir un compromis des critères que doit satisfaire un détecteur de points d'intérêt. L'accent a été mis sur le problème du coût calculatoire. L'approche proposée est inspirée d'une part, des idées avancées dans les transformées multirésolution directionnelles d'images et d'autre part, du modèle d'interaction d'échelle (*scale-interaction*) dont le développement a été biologiquement motivé par les étapes préliminaires de traitement dans le cortex visuel des mammifères. Notre but a été d'investiguer le potentiel d'une transformée multirésolution directionnelle, en l'occurrence, la transformée en contourlet non sous-échantillonnée dans la détection de points d'intérêt dans les images en niveau de gris.

Nous avons ainsi effectué dans le Chapitre 2 une synthèse des nouvelles transformées géométriques directionnelles conçues récemment pour pallier aux problèmes induits par les transformées classiques de type séparable. L'accent a été mis sur la transformée en contourlet non sous-échantillonnée.

Nous avons décrit dans le Chapitre 3 la méthode proposée pour la détection de points d'intérêt. L'évaluation comparative du détecteur développé par rapport à deux détecteurs de points d'intérêt bien connus a montré que le nouveau détecteur se révèle plus performant en termes des critères suivants: détection, localisation et temps de calcul.

## Perspectives

Les résultats préliminaires sont encourageants et nous laisse espérer différentes perspectives. Ainsi, différentes voies peuvent être envisagées en ce qui concerne l'amélioration de l'approche qui a été développée:

**Invariance:** Il serait intéressant que l'approche proposée soit invariante aux transformations géométriques telles que les rotations, les translations, le

changement d'échelle et d'autres déformations. Ainsi, une amélioration envisageable consiste à munir le détecteur de points d'intérêt proposé d'un descripteur invariant à de telles distorsions.

**Protocole d'évaluation et de comparaison:** Comme nous l'avons souligné dans la Section 3.4, il manque une méthode claire et reconnue de tous pour la validation et l'évaluation des détecteurs de coins. Les validations actuelles sont généralement accomplies en se basant sur des images synthétiques. Ceci risque de donner des résultats subjectifs: on compare le résultat avec ce qu'on évalue comme étant un point d'intérêt et non pas avec ce qui est important pour l'étape qui suit l'extraction de ces points. Par conséquent, il serait intéressant de mettre en place un cadre de validation qui permet d'une part de quantifier la performance du détecteur de points d'intérêt proposé et d'autre part de le comparer avec d'autres détecteurs.

**Influence de la détection de points d'intérêt dans une chaîne de traitements:** La détection de points d'intérêt est utilisée dans de nombreuses chaînes de traitements d'images. Elle est la plupart du temps utilisée comme une simple boîte noire supposée détecter parfaitement les points d'intérêt. Cependant, il est évident que la solution obtenue est sujette à des erreurs. Il serait donc intéressant de pouvoir déterminer une incertitude sur les points détectés afin de la prendre en compte dans les différentes méthodes en aval dans la chaîne de traitements.

## RECALAGE D'IMAGES

### Résumé et contribution

Le problème de recalage constitue le centre de gravité d'une multitude de domaines de traitement d'images. Bien que ce sujet de recherche ait été largement étudié par la communauté scientifique, il n'est pas encore totalement résolu. L'objectif du deuxième volet de ce travail de recherche consistait à enrichir l'état de l'art relatif au recalage d'images en proposant un nouvel algorithme automatique à travers une approche géométrique. L'algorithme de

recalage proposé est destiné à servir principalement dans le domaine de télédétection et le domaine médical.

Ainsi, une contribution méthodologique au recalage automatique des images satellitaires a été présentée dans le Chapitre 4. L'originalité de cette contribution repose sur l'utilisation du nouveau détecteur de points d'intérêt à base de la NSCT pour l'extraction de points d'appui fiables des images satellitaires à recalcr. Les points d'appui sont, par la suite, appariés à travers une mesure de similarité basée sur les moments de Zernike. En partant des points homologues, les paramètres du modèle de transformation peuvent ainsi être estimés. Le modèle qui a été adopté est le modèle de transformation affine. Cette stratégie a été validée en premier lieu sur des images synthétiques et en deuxième lieu sur des images satellitaires multitemporelles réelles issues du satellite Alsat-1. La validation qualitative par inspection visuelle et la validation quantitative en termes de précision laissent apparaître de bons résultats.

Une extension de la procédure de recalage adoptée au Chapitre 4 a par la suite été proposée au Chapitre 5 afin d'appréhender le recalage d'images médicales. L'approche proposée a été destinée à être mise en œuvre en angiographie soustraite numérique, DSA. L'inconvénient majeur de cette technique d'imagerie médicale, inhérent à l'opération de soustraction, est la présence d'artefacts qui sont dus principalement aux mouvements du patient. La nature de ces mouvements exclue d'emblée toute solution de recalage rigide. En conséquence, la méthode de recalage proposée a été réalisée par un modèle de déformation élastique basé sur les splines de plaque mince (TPS). Ce modèle permet de compenser le mouvement des images globalement et localement. Cette approche a été validée sur trois bases de données angiographiques cliniques, en l'occurrence, des images périphériques, des images cérébrales et des images coronaires. La validation qualitative par inspection visuelle des résultats de la soustraction a montré l'efficacité de l'algorithme de recalage proposé. Les résultats de la méthode de recalage proposée ont aussi été quantitativement comparés en termes de précision à ceux obtenus par l'algorithme de recalage à base des moments invariants combinés récemment proposé. Cette comparaison a montré que l'approche

proposée est plus performante que celle à base des moments invariants combinés en termes de précision.

### **Perspectives**

L'approche préliminaire qui a été développée nous laisse espérer différentes perspectives. La première perspective directe de cette approche est la suivante :

**Extension aux images de modalités différentes:** La méthodologie de recalage proposée est indépendante du contexte d'application. En effet, le champ d'application dans le cas des images satellitaires s'est essentiellement limité au recalage d'images multitemporelles. Une extension au recalage d'images multicateurs serait intéressante. D'autant plus que le détecteur de points d'intérêt à base de la NSCT proposé peut s'affranchir des conditions d'acquisition.

# Bibliographie

- [1] L.G. Brown, "A survey of image registration techniques," *ACM Comput. Surveys*, vol. 24, no. 4, pp. 325–376, Dec. 1992.
- [2] C.A. Glasbey and K.V. Mardia. "A review of image-warping methods," *Journal of applied statistics*, vol. 25, no. 2, pp. 155–170, Apr. 1998.
- [3] B. Zitova and J. Flusser, "Image registration methods: A survey," *Image Vis. Comput.*, vol. 21, no. 11, pp. 977–1000, Apr. 2003.
- [4] N.S. Netanyahu, J. Le Moigne, and J.G. Masek, "Georegistration of Landsat data via robust matching of multiresolution features," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, no. 7, pp. 1586–1600, July 2004.
- [5] H. Chui and A. Rangarajan, "A new point matching algorithm for non-rigid registration," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 89, no. 2-3, pp. 114–141, March 2003.
- [6] A. L. Cunha, J. Zhou, and M. N. Do, "The nonsubsampling contourlet transform: Theory, design, and applications," *IEEE Trans. Image Process*, vol. 15, no. 10, pp. 3089–3101, Oct. 2006.
- [7] B. S. Manjunath, C. Shekharm, and R. Chellappa, "A new approach to image feature detection with applications," *Pattern Recognition*, vol. 29, no. 4, pp. 627–640, 1996.
- [8] M. N. Do and M. Vetterli, "The finite ridgelet transform for image representation," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 12, no. 1, pp. 16–28, Jan. 2003.
- [9] Minh. N. Do, "Directional multiresolution image representations," D. Phil. Dissertation, Department of Communication Systems, Swiss Federal Institute of Technology (EPFL), Lausanne, Switzerland, October 2001.
- [10] S. Mallat, *A wavelet tour of signal processing*, Academic Press, San Diego, 2<sup>nd</sup> edition, 1999.
- [11] E. Candès and D. Donoho, "Recovering edges in ill-posed inverse problems: optimality of Curvelet frames," *Annals of statistics*, vol. 30, no. 3, pp. 784–842, 2000.

- [12] G. Peyré, “Géométrie multi-échelles pour les images et les textures,” Thèse de Doctorat, Centre de mathématiques appliqués CMAP, Ecole Polytechnique, France, Décembre 2005.
- [13] S. Mallat and G. Peyré, *Journée annuelle de la SMF*, Chapter Traitement géométrique des images par bandelettes. SMF, June 2006.
- [14] JPEG2000 Committee. Jpeg 2000 image coding system, part1. *ISO/IEC JTC 1/SC 29/WG 1 N2678*, 19, July 2002.
- [15] I. Newton, “New theory about light and colors,” *Philosophical Transactions of the Royal Society*, vol. 7, no. 80, pp. 3075–3087, 1672.
- [16] I. Daubechies, “Orthonormal bases of compactly supported wavelets,” *Communications on Pure and Applied Mathematics*, vol. 41, pp. 909–996, 1988.
- [17] S. Mallat, “A theory of multiresolution signal decomposition: the wavelet representation,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, pp. 674–693, July 1989.
- [18] Y. Meyer, “Principe d’incertitude, bases hilbertiennes et algèbres d’opérateurs,” *Séminaire Bourbaki*, 662, 1985–1986.
- [19] A. Grossman and J. Morlet, “Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape,” *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, vol. 15, no. 4, pp. 723–736, 1984.
- [20] I. Daubechies. *Ten Lectures on Wavelets*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, USA, 1992.
- [21] Y. Meyer. *Ondelettes et Opérateurs*. pub-hermann, pub-hermann :adr, 1990.
- [22] M. Vetterli. *Multi-dimensional sub-band coding: Some theory and algorithms*. Signal Processing, vol. 6, 97–112, 1984.
- [23] M. Vetterli, “Wavelets, approximation and compression,” in *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 59–73, Sep. 2001.
- [24] D. L. Donoho, M. Vetterli, R. A. DeVore, and I Daubechies, “Data compression and harmonic analysis,” *IEEE Trans. Inform. Th.*, vol. 44, no. 6, pp. 2435–2476, October 1998.
- [25] S. Mallat, “Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of  $L^2$ ,” *Trans. Amer. Math. Soc.*, vol. 315, pp. 69–87, Sep. 1989.

- [26] V. Chappelier, "Codage progressif d'images par ondelettes orientées," Thèse de Doctorat, IRISA/TEMICS, Université de Rennes 1, Décembre 2005.
- [27] G. Jeannic, V. Ricordel, D. Barba, "Extraction de contours multirésolution pour un codage d'images par bandelettes," *Compression et Représentation des Signaux Audiovisuels CORESA 2006*, Nov. 2006.
- [28] M. N. Do and M. Vetterli, "The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, no. 12, pp. 2091–2106, Dec. 2005.
- [29] E.J. Candès and D.L. Donoho, "Curvelets – a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges," in *Curves and Surfaces fitting*, A. Cohen, C. Rabut, and L. L. Schumaker (eds), Saint-Malo: Vanderbilt University Press, 1999.
- [30] E.J. Candès and D.L. Donoho, "New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with piecewise  $C^2$  singularities," *Commun. On Pure and Appl. Math.*, pp. 219–266, Feb. 2004.
- [31] D. Gabor. Guest editorial. *IRE Trans. Info. Theory*, Sep. 1959.
- [32] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex," *Journal of Physiology*, vol. 160, pp. 106–154, 1962.
- [33] J. Daugman, "Two-dimensional spectral analysis of cortical receptive field profile," *Vision Research*, vol. 20, pp. 847–856, 1980.
- [34] D. L. Donoho and X. Huo, "Beamlet pyramids : a new form of multiresolution analysis, suited for extracting lines, curves and objects from very noisy image data," in *SPIE Conference on Wavelet Applications in Signal and Image Processing*, vol. 4119, pp. 434–444, 2000.
- [35] D. Donoho, "Wedgelets: Nearly-minimax estimation of edges," *Ann. Stat.*, vol. 27, pp. 353–382, 1999.
- [36] R. Shukla, P. L. Dragotti, M. Do, and M. Vetterli, "Rate distortion optimized tree structured compression algorithms for piecewise smooth images," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 14, no. 3, 2005.
- [37] V. Chandrasekaran, M. Wakin, D. Baron, and R. Baraniuk, "Surfllets: A sparse representation for multidimensional functions containing smooth discontinuities," in *IEEE International Symposium on Information Theory*, Chicago, IL, June 2004.

- [38] R. M. Willett and R. D. Nowak, "Platelets: A multiscale approach for recovering edges and surfaces in photon-limited medical imaging," Tech. Rep. TREE0105, Rice University, 2002.
- [39] E. Le Pennec and S. Mallat, "Bandelet Image Approximation and Compression," *SIAM Multiscale Modeling and Simulation*, vol. 4, no. 3, pp. 992-1039, 2005.
- [40] E. Le Pennec and S. Mallat, "Sparse geometric image representations with bandelets," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 14, no. 4, pp. 423–438, April 2005.
- [41] G. Peyré and S. Mallat, "Discrete bandelets with geometric orthogonal filters," in *Proceedings of ICIP'05*, vol.1, pp. 65–68, Sept. 2005.
- [42] H. Führ, L. Demaret, and F. Friedrich, *Beyond wavelets: New image representation paradigms*, Chapter 7 in M. Barni (ed.): *Document and Image Compression*. CRC Press, 2006.
- [43] E.P. Simoncelli, W.T. Freeman, E.H. Adelson, and D.J. Heeger, "Shiftable multiscale transforms," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 38, no. 2, pp. 587–607, March 1992. Special Issue on Wavelets.
- [44] F. G. Meyer and R. R. Coifman, "Brushlets : A tool for directional image analysis and image compression," *Journal of Appl. and Comput. Harmonic Analysis*, vol. 5, pp. 147–187, 1997.
- [45] N. Kingsbury, "Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals," *Journal of Appl. and Comput. Harmonic Analysis*, vol. 10, pp. 234–253, 2001.
- [46] J. Radon, "Über die bestimmung von funktionen durch ihre integralwerte längs gewisser mannigfaltigkeiten," in *Berichte Saechsische Akademie der Wissenschaften, Leipzig. Math. Nat*, vol. 69, pp. 262–277, 1917.
- [47] P. V. C. Hough, "Machine analysis of bubble chamber pictures," in *International Conference on High Energy Accelerators and Instrumentation*, 1959.
- [48] R. O. Duda and P. E. Hart, "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures," in *Communications of the ACM*, vol. 15, pp. 11–15, Jan. 1972.
- [49] F. Matús and J. Flusser, "Image representation via a finite radon transform," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 10, pp. 996–1006, Oct. 1993.

- [50] M. L. Brady and W. Yong, "Fast parallel discrete approximation algorithms for the radon transform," in *4th Annual ACM Symposium on Parallel Algorithms and Architectures*, pp. 91–99, 1992.
- [51] A. B. Watson, "The cortex transform : rapid computation of simulated neural images," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 39, no. 3, pp. 311–327, Sept. 1987.
- [52] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex," *Journal of Physiology (London)*, vol. 160, pp. 106–154, 1962.
- [53] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Sequence regularity and geometry of orientation columns in the monkey striate cortex," *Journal of Comparative Neurology*, vol. 158, pp. 267–293, 1974.
- [54] S. Daly, "The visible differences predictor : An algorithm for the assessment of image fidelity," in A. B. Watson, *Digital Image and Human Vision*, pp. 179–206, MIT Press, 1993.
- [55] E. J. Candes, "Ridgelets : Theory and Applications," Ph.D. thesis, Department of Statistics, Stanford University, 1998.
- [56] M. N. Do and M. Vetterli, "Orthonormal finite ridgelet transform for image compression," in *IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 2, pp. 367–370, 2000.
- [57] E.J. Candès, "Ridgelets: The key to higher-dimensional intermittency?," *Phil. Trans. R. Soc. Lond. A.*, vol. 357, pp. 2495–2509, 1999.
- [58] E.J. Candès, "Monoscale ridgelets for the representation of images with edges," Tech. Report, Department of Statistics, Stanford University, 1999.
- [59] D.L. Donoho, "Orthonormal ridgelets and linear singularities," *SIAM J. Math Anal.*, vol. 31, no. 5, pp. 1062–1099, 2000.
- [60] E.J. Candès, "On the representation of multilated Sobolev functions," Tech. Report, Department of Statistics, Stanford University, 1999.
- [61] E.J. Candès and D.L. Donoho, "Curvelet, multiresolution representation, and scaling laws," in *SPIE Wavelet Applications in Signal and Image Processing VIII*, A. Aldroubi, A.F. Laine, and M.A. Unser, Eds., 2000, vol. 4119.
- [62] E. J. Candès and D. L. Donoho, "Curvelets and reconstruction of images from noisy radon data," *Wavelet Applications in Signal and Image Processing VIII*, A. Aldroubi, A. F. Laine, M. A. Unser eds., Proc. SPIE 4119, 2000.

- [63] J. L. Starck, D. L. Donoho, and E. J. Candès, “Astronomical image representation by the curvelet transform,” *Astronomy and Astrophysics*, vol. 398, pp. 785–800, 2003.
- [64] J. L. Starck, E. J. Candès, and D. L. Donoho, “The curvelet transform for image denoising,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 11, pp. 670–684, 2000.
- [65] M.N. Do and M. Vetterli, “Contourlets,” in *Beyond Wavelets*, G.V. Welland, Ed. New York: Academic, 2003.
- [66] M.N. Do and M. Vetterli, “Contourlets: A directional multiresolution image representation,” in *Proceedings of ICIP’02*, vol.1, pp. 1-357–360, 2002.
- [67] P. J. Burt and E. H. Adelson, “The Laplacian pyramid as a compact image code,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 31, no. 4, pp. 532–540, Apr. 1983.
- [68] R. H. Bamberger and M. J. T. Smith, “A filter bank for the directional decomposition of images: theory and design,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 40, no. 4, pp. 882–893, Apr. 1992.
- [69] M. N. Do, and M. Vetterli, “Pyramidal directional filter banks and Curvelets,” *IEEE International Conference on Image Processing*, Thessaloniki, Greece, Oct. 2001.
- [70] M. N. Do, and M. Vetterli, “Contourlets: a directional multiresolution image representation,” *IEEE International Conference on Image Processing*, Rochester, USA Sept. 2002.
- [71] D. D.-Y. Po and M. N. Do, “Directional multiscale modelling of images using the contourlet transform,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 15, no. 6, pp. 1610–1620, June 2006.
- [72] J. Zhou, A. L. Cunha, and M. N. Do, “The nonsubsampling contourlet transform: construction and application in enhancement,” in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, ICIP 2005*, vol. 1, pp. 1-469–472.
- [73] M. J. Shensa, “The discrete wavelet transform: Wedding the *à trous* and Mallat algorithms,” *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 40, no. 10, pp. 2464–2482, October 1992.
- [74] R. R. Coifman and D. L. Donoho, “Translation invariant de-noising,” in *Wavelets and Statistics*, A. Antoniadis and G. Oppenheim, Eds. New York: Springer-Verlag, 1995, pp. 125–150.
- [75] J. A. Noble, “Finding corners,” *Image and Vision Computing*, vol. 6, no. 2, pp. 121–128, May 1988.
- [76] K. Rohr, “Localization properties of direct corner detectors,” *Int. J. Math. Imag. Vis.*, vol. 4, no. 2, pp. 139–150, 1994.

- [77] L. Rosenthaler, F. Heitger, O. Kubler, and R. von der Heydt, "Detection of general edges and keypoints," in G. Sandini, editor, *Computer Vision – ECCV'92*, pp. 78–86. Springer Verlag, Berlin, 1992.
- [78] I. Yu-Hua Gu and T. Tjahjadi, "Multiresolution feature detection using a family of isotropic bandpass filters," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics–Part B: Cybernetics*, vol. 32, no. 4, pp. 443–454, Aug. 2002.
- [79] S. Coleman, D. Kerr, and B. Scotney, "Concurrent edge and corner detection," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing, ICIP 2007*, vol. 5, pp. V-273–276.
- [80] H. Moravec, "Towards Automatic Visual Obstacle Avoidance," in *Proceedings of the 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 584–586, Cambridge 1977.
- [81] P. R. Beaudet, "Rotationally Invariant Image Operators," in *Proceedings of International Joint Conf. on Pattern Recognition*, pp. 579–583, 1978.
- [82] K. Rangarajan, M. Shah, and D. V. Bracke, "Optimal corner detector," *Comp. Vis., Graph., Image Process.*, vol. 48, pp. 230–245, 1989.
- [83] A. Singh and M. Shneier, "Gray level corner detection a generalization and a robust real time implementation," *Comp. Vis., Graph., Image Process.*, vol. 51, pp. 54–69, 1990.
- [84] K. Rohr, "Über die Modellierung und Identifikation charakteristischer Grauwertverläufe in Realwertbildern," in *12. DAGM-Symposium Mustererkennung*, 1990.
- [85] K. Rohr, "Recognizing corners by fitting parametric," *International Journal of Computer Vision*, vol. 9, no. 3, pp. 213–230, 1992.
- [86] R. Deriche and T. Blaszk, "Recovering and characterizing image features using an efficient model based approach," in *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 530–535, 1993.
- [87] R. Deriche and G. Giraudon, "A computational approach for corner and vertex detection," *International Journal of Computer Vision*, vol. 10, no. 2, pp. 101–124, 1993.
- [88] P. Brand and R. Mohr, "Accuracy in image measure," In *Proceedings of the Spie Conference on Videometrics III*, vol. 2350, pp. 218–228, 1994.
- [89] H. Asada and M. Brady, "The curvature primal sketch," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no. 1, pp. 2–14, 1986.

- [90] F. Mokhtarian and A. Mackworth, "Scale-based description and recognition of planar curves and two-dimensional shapes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no. 1, pp. 34–43, 1986.
- [91] G. Medioni and Y. Yasumoto, "Corner detection and curve representation using cubic B-splines," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 39, no. 1, pp. 267–278, 1987.
- [92] R. Horaud, T. Skordas and F. Veillon, "Finding geometric and relational structures in an image," in *Proceedings of the 1<sup>st</sup> European Conference on Computer Vision*, pp. 374–384, 1990.
- [93] F. Mokhtarian and R., Suomela, "Robust Image Corner Detection Through Curvature Scale Space," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 12, pp. 1376–1381, 1998.
- [94] C. Schmid, "Appariement d'images par invariants locaux," Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, Juillet 1996.
- [95] L. Kitchen and A. Rosenfeld, "Gray-level corner detection," *Pattern Recognition Letters*, vol. 1, no. 2, pp. 95–102, Dec. 1982.
- [96] L. Dreschler and H. Nagel, "Volumetric model and 3d trajectory of a moving car derived from monocular TV frame sequence of a street scene," in *Proceedings of Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 20, pp. 199–228, 1982.
- [97] H. Nagel, "Displacement Vectors Derived from Second Order Intensity Variations in Image Sequences," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 21, 85–117, 1983.
- [98] M.A. Shah and R. Jain, "Detecting time-varying corners," *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, vol. 28, pp. 345–355, 1984.
- [99] H. Moravec, "Visual mapping by a robot rover," in *Proceedings of the 6<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 598–600, 1979.
- [100] H. Moravec, "Rover visual obstacle avoidance," in *Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 785–790, 1981.
- [101] B.J. Robbins, "The detection of 2-D image features using local energy," Ph.D. Thesis, Department of Computer Sciences, University of Western Australia, August 1996.
- [102] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," in *Proceedings of the 4<sup>th</sup> Alvey Vision Conference*, pp. 147–151, 1988.

- [103] J. C. Cottier, "Extraction et appariements robustes des points d'intérêt de deux images non étalonnées," Stage de maîtrise, 1994.
- [104] W. Förstner and Gülch, "A fast operator for detection and precise location of distinct points, corners and circular features," in *Intercommission Conference on Fast Processing of Photogrammetric Data*, pp. 281–305, 1987.
- [105] W. Förstner, "A framework for low level feature extraction," in *Proceedings of the 3<sup>rd</sup> European Conference on Computer Vision*, 1994.
- [106] S. M. Smith and J. M. Brady, "SUSAN - A New Approach to Low Level Image Processing," *The International Journal of Computer Vision*, vol. 23, no. 1, pp. 45–78. 1997.
- [107] X. Gao, F Sattar, and R. Venkateswarlu, "Multiscale corner detection of gray-level images based on Log-Gabor wavelet transform," *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 17, no. 7, pp. 868 – 875, July 2007.
- [108] D. Reisfeld, H. J. Wolfson and Y. Yeshurun, "Context-free attentional operators : the generalized symmetry transform," *International Journal of Computer Vision*, vol. 14, pp. 119–130, 1995.
- [109] M.J. Robins, "Local energy feature tracing in digital images and volumes," Ph.D. Thesis, Department of Computer Sciences, University of Western Australia, June 1999.
- [110] F. Heitger, L. Rosenthaler, R. von der Heydt, E. Peterhans and O. Kuebler, "Simulation of neural contour mechanism: from simple to end-stopped cells," *Vision Research*, vol.32, no.5, pp.963–981, 1992.
- [111] L. Rosenthaler, F. Heitger, O. Kuebler and R. von der Heydt, "Detection of general edges and keypoints," in *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> European Conference on Computer Vision*, pp. 78–86, 1992.
- [112] B. Robbins and R. Owens, "2D feature detection via local energy," *Image and Vision Computing*, vol.15, pp.353–368, 1997.
- [113] R.A Gabel and R.A. Roberts, *Signals and linear systems*, Wiley, International Edition, 1973.
- [114] J. Gao and J.S. Jim, "Improving LoG filtering using third-order recursive filters," In DICTA-95, Digital Imaging Computing: Techniques and Applications, pp. 342–347, Brisbane, Queensland, Dec. 1995.
- [115] A. K. Chan, C. K. Chui, J. Zha, and Q. Liu, "Corner detection using spline-wavelets," in *Proc. SPIE Curves Surfaces Comp. Vis. Graph. II*, Boston, MA, 1991, vol. 6610, pp. 211–322.

- [116] P. Fransson, "Using wavelet to detect corner points in images," Master's thesis, Dept. Mathematics, Lund Inst. Technol., Lund, Sweden, 1992.
- [117] C. H. Chen, J. S. Lee, and Y. N. Sun, "Wavelet transformation for gray level corner detection," *Pattern Recognit.*, vol. 28, no. 6, pp. 853–861, 1995.
- [118] A. Quddus and M. M. Fahmy, "Corner detection using Gabor-type filtering," in *Proc. IEEE Int. Symp. Circuits and Systems (ISCAS'98)*, 1998, pp. 150–153.
- [119] P. Kovesei, "Phase congruency detects corners and edges," in *Proc. Australian Pattern Recognit. Soc. Conf. DICTA*, 2003, pp. 309–318.
- [120] P. Kovesei, "MATLAB functions for computer vision and image analysis," 2000, Sch. Com. Sci. Softw. Eng., Univ. Western Australia [Online]. Available: <http://www.csse.uwa.edu.au/~pk/research/matlabfns/>
- [121] P. Kovesei, "Image features from phase congruency," Tech. Report 95/4, Department of Computer Science, Robotics and Vision Research Group, University of Western Australia, 1995.
- [122] K. W. Bowyer and P. J. Phillips, "Overview of work in empirical evaluation of computer vision algorithms," in *Empirical Evaluation Techniques in Computer Vision*, K.W. Bowyer and P. J. Phillips, Eds. New York: IEEE Computer Soc. Press, 1998.
- [123] P. Courtney, N. A. Thacker, and A. F. Clark, "Algorithmic modelling for performance evaluation," *Mach. Vis. Applicat.*, vol. 9, no. 5-6, pp. 219–228, 1997.
- [124] I. E. Abdou and W. K. Pratt, "Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors," *Proc. IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 753–763, May 1979.
- [125] P. Rockett, "Performance assessment of feature detection algorithms: A methodology and case study on corner detectors," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 12, no. 12, pp. 1668–1676, Dec. 2003.
- [126] K. Paler, J. Föglein, J. Illingworth, and J. Kittler, "Local ordered grey levels as an aid to corner detection," *Pattern Recognit.*, vol. 17, no. 5, pp. 535–543, 1984.
- [127] L. Martinez-Fonte, S. Gautama, W. Philips, "An empirical study on corner detection to extract buildings in very high resolution satellite images," *IEEE-ProRisc 25-26 November 2004, Veldhoven, The Netherlands, Proceedings of ProRisc 2004*, pp.288-293.

- [128] Alexander Alexandrov, "Corner Detection Overview and Comparison", "<http://www.cisnav.com/~alex/cs558/CornerDet.pdf>", 2002-09-13.
- [129] B.S. Manjunath and R. Chellappa, "A unified approach to boundary perception: edges, textures and illusory contours," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 4, no. 1, pp. 96–108, Jan. 1993.
- [130] NSCT toolbox, <http://www.ifp.uiuc.edu/~minhdo/software/>
- [131] H. R. Wilson and J. R. Bergen, "A four mechanism model for threshold in spatial vision," *Vis. Res.*, vol. 19, no. 1, pp. 19–32, Jan. 1979.
- [132] A. Wong and D. A. Clausi, "ARRSI: Automatic registration of remote-sensing images," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, vol. 45, no. 5, pp. 1483–1493, May 2007.
- [133] W. Li and H. Leung, "A maximum likelihood approach for image registration using control point and intensity," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 13, no. 8, pp. 1115 – 1127, Aug. 2004.
- [134] H. Chen, P. Varshney, and M. Arora, "Mutual information based image registration for remote sensing data," *Int. J. Remote Sens.*, vol 24, no. 18, pp. 3701 – 3706, 2003.
- [135] J. Orchard, "Efficient global weighted least-squares translation registration in the frequency domain," in *Proc. Int. Conf. Image Anal. and Recog.*, 2005, pp. 116–124.
- [136] Q. Zheng and R. Chellappa, "Computational vision approach to image registration," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 2, no. 3, pp. 311–326, Jul. 1993.
- [137] J. Kybic and M. Unser, "Fast parametric elastic image registration," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 12, no. 11, pp. 1427–1442, Nov. 2003.
- [138] D. Capel and A. Zisserman, "Automated mosaicing with super-resolution zoom," in *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. and Pattern Recog.*, 1998, pp. 885–891.
- [139] E. Castro and C. Morandi, "Registration of translated and rotated images using finite Fourier transforms," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-9, no. 5, pp. 700–703, Sep. 1987.
- [140] B. Reddy and B. Chatterji, "An FFT-based technique for translation, rotation and scale invariant image registration," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 5, no. 8, pp. 1266–1271, Aug. 1996.
- [141] I. Zavorin and J. Le Moigne, "Use of multiresolution wavelet feature pyramids for automatic registration of multisensor imagery," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 14, no. 6, pp. 770 – 782, June 2005.

- [142] J. Le Moigne and I. Zavorin, "Use of wavelet for image registration," presented at the SPIE Aerosense Conf. Orlando, FL, Apr. 2000.
- [143] G. Lazaridis and M. Petrou, "Image registration using the Walsh transform," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 15, no. 8, pp. 2343–2357, Aug. 2006.
- [144] H. Li, B. Manjunath, and S. Mitra, "A contour-based approach to multisensor image registration," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 4, no. 3, pp. 320–334, Mar. 1995.
- [145] F. Eugenio, F. Marques, and J. Marcello, "A contour-based approach to automatic and accurate registration of multitemporal and multisensor satellite imagery," in *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp.*, 2002, vol. 6, pp. 3390–3392.
- [146] C. Hsu and R. Beuker, "Multiresolution feature-based image registration," in *Proc. SPIE—Visual Communications and Image Processing*, 2002, vol. 4067, pp. 1490–1498.
- [147] V. Govindu and C. Shekhar, "Alignment using distributions of local geometric properties," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 21, no. 10, pp. 1031–1043, Oct. 1999.
- [148] D. Xiaolong and S. Khorram, "A feature-based image registration algorithm using improved chain-code representation combined with invariant moments," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 37, no. 5, pp. 2351–2362, Sep. 1999.
- [149] M. Ali and D. Clausi, "Automatic registration of SAR and visible band remote sensing images," in *Proc. IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp.*, 2002, vol. 3, pp. 1331–1333.
- [150] A. Oussedik, M. Bekhti, M.N. Sweeting, W. Sun, "Alsat-1: The first step into space," 2002/Houston, Texas.
- [151] Y. Bentoutou, "Motion and changes detection for registration in medical and satellite imaging," Doctorate Es-Science Dissertation, Electronic Department, University of Sidi-Bel-Abbas, 2004.
- [152] V. Gouet, "Mise en correspondance d'images en couleur: Application à la synthèse de vues intermédiaires," Thèse de Doctorat, Université Montpellier II, Sciences et Techniques du Languedoc, 2000.
- [153] L. Kotoulas and I. Andreadis, "Real-time computation of Zernike moments," *IEEE Trans. Circ. Sys. Video Technol.*, vol. 15, no. 6, pp. 801–809, June 2005.

- [154] S. X. Liao and M. Pawlak, "On the accuracy of Zernike moments for image analysis," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 20, no. 12, pp. 1358–1364, Dec. 1998.
- [155] S. X. Liao, M. Pawlak, "On image analysis by moments," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 18, no. 3, pp. 254–266, 1996.
- [156] M. K. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IEEE Trans. Infor. Theory*, vol. 8, pp. 179–187, 1962.
- [157] M. Teague, "Image analysis via the general theory of moments," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 70, no. 8, pp. 920–930, 1980.
- [158] C. H. Teh and R. T. Chin, "On image analysis by the method of moments," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 10, no. 4, pp. 496–513, July 1988.
- [159] M. Freeman and B. Saleh, "Moment invariants in the space and frequency domains," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 5, no. 7, pp. 1073–1084, 1988.
- [160] W. -Y. Kim and P. Yuan, "A practical pattern recognition system for translation, scale, and rotation invariance," in *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 391–396, Los Alamitos, CA, Etats-Unis. IEEE Computer Society Press, 1994.
- [161] R. J. Prokop and A. P. Reeves, "A survey of moment-based techniques for unoccluded object representation and recognition," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing. Graphical Models and Image Processing*, vol. 54, no. 5, pp. 438–460, 1992.
- [162] T. H. Reiss, "Recognizing planar objects using invariant image features," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 676, pp. 1–171, 1993.
- [163] J. Flusser, S. Saic, and T. Suk, "Registration of images with affine geometric distortion by means of moment invariants," in *Image and Signal Processing for Remote Sensing*, pages 843–852, Bellingham, WA, Etats-Unis. SPIE Optical Engineering Press, 1994.
- [164] L. Van Gool, T. Moons, and D. Ungureanu, "Affine/photometric invariants for planar intensity patterns," in *Proceedings of the 4<sup>th</sup> European Conference on Computer Vision*, pp. 642–651, Cambridge, England, 1996.
- [165] A. Khotanzad and Y. H. Hong, "Invariant image recognition by Zernike moments," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 12, no. 5, pp. 489–497, May 1990.

- [166] R. Mukundan, K. R. Ramakrishnan, "Fast computation of Legendre and Zernike moments," *Pattern Recognition*, vol. 28, no. 9, pp. 1433–1442, 1995.
- [167] J.B.A. Maintz and M.A. Viergever, "A survey of medical image registration," *Medical Image Analysis*, vol. 2, no. 1, pp. 1–36, March 1998.
- [168] F. L. Bookstein, "Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 11, no. 6, pp. 567–585, June 1989.
- [169] M. Fischler and R. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Commun. ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, Jun. 1981.
- [170] H. Lester and S. R. Arridge, "A Survey of Hierarchical Non-Linear Medical Image Registration," *Pattern Recognition*, vol. 32, no. 1, pp. 129–149, January 1999.
- [171] C. Barillot, "Fusion de données et imagerie 3D en médecine," Habilitation à diriger des recherches, Université de Rennes I, 1999.
- [172] D.L.G. Hill, P.G. Batchelor, M. Holden, and D.J. Hawkes, "Medical image registration," *Physics in medicine and biology*, vol. 46, no. 3, pages R1–R45, March 2001.
- [173] T. Makela, P. Clarysse, O. Sipila, N. Pauna, Q.C. Pham, T. Katila and I.E. Magnin, "A review of cardiac image registration methods," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 9, pp. 1011–1021, September 2002.
- [174] M. Braun and B.F. Hutton, "Software for image registration : Algorithms, accuracy, efficacy," *Seminar in nuclear medicine*, vol. 33, no. 3, pp. 180–192, July 2003.
- [175] W.R. Crum, T. Hartkens, and D.L.G. Hill, "Non-rigid image registration : theory and practice," *British journal of radiology*, vol. 77, no. special 2, pages S140–S153, 2004.
- [176] A.W. Toga, editor, *Brain warping*. Academic Press, 1999.
- [177] I. N. Bankman, editor, *Handbook of medical imaging*. Academic Press, 2000.
- [178] J.V. Hajnal, D.L.G. Hill and D.J. Hawkes, *Medical image registration*. CRC Press, 2001.

- [179] D. A. Weber and M. Ivanovic, "Correlative image registration," *Semin Nucl Med*, vol. 24, no. 4, pp. 311–23, October 1994.
- [180] S. T. Treves, K. D. Mitchell, and I. H. Habboush, "Three dimensional image alignment, registration and fusion," *Q J Nucl Med*, vol. 42, no. 2, pp. 83–92, June 1998.
- [181] Brian F Hutton, Michael Braun, Lennart Thurfjell, and Dennys Y H Lau, "Image registration: an essential tool for nuclear medicine," *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, vol. 29, no. 4, pp. 559–77, April 2002.
- [182] M. C. Gilardi, G. Rizzo, A. Savi, and F. Fazio, "Registration of multi-modal biomedical images of the heart," *Q J Nucl Med*, vol. 40, no. 1, pp. 142–50, March 1996.
- [183] T. Makela, P. Clarysse, O. Sipila, N. Pauna, Q. C. Pham, T. Katila, and I. E. Magnin, "A review of cardiac image registration methods," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 9, pp. 1011–1021, 2002.
- [184] G. T. Chen, C. A. Pelizzari, and D. N. Levin, "Image correlation in oncology," *Important Adv Oncol*, pp. 131–41, 1990.
- [185] J. G. Rosenman, E. P. Miller, G. Tracton, and T. J. Cullip, "Image registration: an essential part of radiation therapy treatment planning," *Int J Radiat Oncol Biol Phys*, vol. 40, no. 1, pp. 197–205, January 1998.
- [186] M. Nicolas Passat, "Contribution à la segmentation des réseaux vasculaires cérébraux obtenus en IRM. Intégration de connaissance anatomique pour le guidage d'outils de morphologie mathématique," Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur de Strasbourg, Ecole Doctorale MSII, Laboratoire de Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection, Septembre 2005.
- [187] J. L. Coatrieux, M. Garreau, R. Collorec and C. Roux, "Computer vision approaches for the three dimensional reconstruction of coronary arteries : Review and prospect," *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 22, no. 1, pp. 1–38, January 1994.
- [188] W.E. Higgins, W.J.T. Spyra, R.A. Karwoski and E.L. Ritman, "System for analyzing high-resolution three dimensional coronary angiograms," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 15, no. 3, pp. 377–385, September 1996.
- [189] G.D. Robin, D.S. Paik, P.C. Johnston and S. Napel, "Measurements of the aorta and its branches with helical CT," *Radiology*, vol. 206, no. 3, pp. 823–829, March 1999.
- [190] R.B. Schwartz, K.M. Jones, D.M. Chernoff, S.K. Mukherji, R. Khorasani, H.M. Tice, R. Kikinis, S.M. Hooton, P.E. Stieg and J.F. Polak, "Common

carotid artery bifurcation : Evaluation with spiral CT," *Radiology*, vol. 185, no. 2, pp. 513–519, November 1992.

- [191] W. Li, E.J. Gussenhoven, Y. Zhong, S.H. The, H. Pieterman, H. van Urk and K. Bom, "Temporal averaging for quantification of lumen dimensions in intravascular ultrasound images," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 20, no. 2, pp. 117–122, February 1994.
- [192] A.J. Thrust, D.E. Bonnett, M.R. Elliott, S.S. Kubob and D.H. Evans, "An evaluation of the potential and limitations of three-dimensional reconstructions from intravascular ultrasound images," *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 23, no. 3, pp. 437–445, March 1997.
- [193] C.L. Dumoulin and H.R. Hart, "Magnetic resonance angiography," *Radiology*, vol. 161, no. 3, pp. 717–720, 1986.
- [194] R.R. Edelman, H.P. Mattle, D.J. Atkinson and H.M. Hoogewoud, "MR angiography," *American Journal of Roentgenology*, vol. 154, no. 5, pp. 937–946, May 1990.
- [195] D. Nishimura, A. Macovski and J. Pauly, "Magnetic resonance angiography," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 5, no. 3, pp. 140–151, September 1986.
- [196] W.R Brody, "Hybrid subtraction for improved arteriography," *Radiology*, vol. 141, no. 3, pp. 828 – 831, 1981.
- [197] P. Dawson, "Digital subtraction angiography: A critical analysis," *Clinical Radiology*, vol. 39, no. 5, pp. 474–477, 1988.
- [198] W.D. Jeans, "The development and use of digital subtraction angiography," *The British Journal of Radiology*, vol. 63, no. 747, pp. 161–168, 1990.
- [199] B.T. Katzen, "Current status of digital angiography in vascular imaging," *Radiologic Clinics of North America*, vol. 33, no. 1, pp. 1 – 14, 1995.
- [200] C.A. Mistretta, A.B. Crummy, and C.M. Strother, "Digital angiography: A perspective," *Radiology*, vol. 139, no. 2, pp. 273 – 276, 1981.
- [201] T.W. Ovitt and J.D. Newell II, "Digital subtraction angiography: Technology, equipment, and techniques," *Radiologic Clinics of North America*, vol. 23, no. 2, pp. 177 –184, 1985.
- [202] D.M. Pelz, A.J. Fox, and F. Vinuela, "Digital subtraction angiography: Current clinical applications," *Stroke*, vol. 16, no. 3, pp. 528 – 536, 1985.

- [203] S.J. Riederer and R.A. Kruger, "Intravenous digital subtraction: A summary of recent developments," *Radiology*, vol. 147, no. 3, pp. 633 – 638, 1983.
- [204] E. H. W. Meijering, W. J. Niessen, and M. A. Viergever, "Retrospective motion correction in digital subtraction angiography: A review," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 18, no. 1, pp. 2–21, Jan. 1999.
- [205] D. Enzmann and R. Freimark, "Head immobilization for digital subtraction angiography," *Radiology*, vol. 151, no. 3, pp. 801–801, 1984.
- [206] R.A. Kruger, "A method for time domain filtering using computerized fluoroscopy," *Med. Phys.*, vol. 8, no. 4, pp. 466 – 470, 1981.
- [207] R.A. Kruger, F.J. Miller, J.A. Nelson, P.Y. Liu, and W. Bateman, "Digital subtraction angiography using a temporal bandpass filter: Associated patient properties," *Radiology*, vol. 145, no. 2 pp. 315 – 320, 1982.
- [208] J.A. Nelson, F.J. Miller, R.A. Kruger, P.Y. Liu, and W. Bateman, "Digital subtraction angiography using a temporal bandpass filter: Initial clinical results," *Radiology*, vol. 145, no. 2 pp. 309 – 313, 1982.
- [209] R.A. Kruger and P.Y. Liu, "Digital subtraction angiography using a matched filter," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 1, no. 1, pp. 16 – 21, 1982.
- [210] S.J. Riederer, A.L. Hall, J.K. Maier, N.J. Pelc, and D.R. Enzmann, "The technical characteristics of matched filtering in digital subtraction angiography," *Med. Phys.*, vol. 1, no. 2, pp. 209 – 217, 1983.
- [211] S.J. Riederer, D.R. Enzmann, A.L. Hall, N.J. Pelc, and W.T. Djang, "The application of matched filtering to X-ray exposure reduction in digital subtraction angiography: Clinical results," *Radiology*, vol. 146, no. 2, pp. 349 – 354, 1983.
- [212] S.J. Riederer, D.R. Enzmann, W.R. Brody, and A.L. Hall, "The application of matched filtering to contrast dose reduction in digital subtraction angiography: Clinical results," *Radiology*, vol. 147, no. 3, pp. 853 – 858, 1983.
- [213] P.Y. Liu, R.A. Kruger, J.A. Nelson, F.J. Miller, A.G. Osborn, and M. Wojtowycz, "Digital angiography: Matched filtration versus mask-mode subtraction," *Radiology*, vol. 154, no. 1, pp. 217 – 220, 1985.
- [214] H. Oung and A.M. Smith, "Real time motion detection in digital subtraction angiography," in *Proc. Int. Symp. Medical Images and Icons*, A. Deurinckx, M.H. Loew, and J.M.S. Prewitt, Eds. Silver Spring, MD: IEEE, 1984, pp. 336 – 339.

- [215] W. Kelly, R. Gould, D. Norman, M. Brant-Zawadzki, and L. Cox, "Ecg-synchronized DSA exposure control: improved cervicothoracic image quality," *American Journal of roentgenology*, vol. 143, no. 4, pp. 857 – 860, 1984.
- [216] D.P. Harrington, L.M. Boxt, and P.D. Murray, "Digital subtraction angiography: Overview of technical principles," *American Journal of roentgenology*, vol. 139, no. 4, pp. 781 – 786, 1982.
- [217] DC Levin, R.M. Shapiro, L.M. Boxt, L. Dunham, D.P. Harrington, and D.L. Ergun, "Digital subtraction angiography: Principles and pitfalls of image enhancement techniques," *American Journal of Roentgenology*, vol. 143, no. 3, pp. 447 – 454, 1984.
- [218] N. Taleb and L. Jetto, "Image registration for applications in digital subtraction angiography," *Control Engineering Practice*, vol. 6, pp. 227 – 238, 1998.
- [219] E. H. W Meijering, K. J. Zuiderveld, and M. A. Viergever, "Image registration for digital subtraction angiography," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 31, no. 2/3, pp. 227–246, Apr. 1999.
- [220] Y. Bentoutou and N. Taleb, "A 3-D space-time motion detection for an invariant image registration approach in digital subtraction angiography," *Comput. Vision and Image Understanding.*, vol. 97, no. 1, pp. 30–50, Jan. 2005.
- [221] Y. Bentoutou, N. Taleb, M. Chikr El Mezouar, M. Taleb, and L. Jetto, "An invariant approach for image registration in digital subtraction angiography," *Pattern Recogn.*, vol. 35, no. 12, pp. 2853–2865, 2002.
- [222] Y. Bentoutou and N. Taleb, "Automatic extraction of control points for digital subtraction angiography image enhancement," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. 52, no. 1, pp. 238–246, Feb. 2005.
- [223] J.F.A. Canny, "Computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 8, no. 6, pp. 679–698, Nov. 1986.
- [224] J. Yang, Y. Wang, S. Tang, S. Zhou, Y. Liu, and W. Chen, "Multiresolution elastic registration of X-ray angiography images using thin-plate spline," *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. 54, no. 1, pp. 152–166, Feb. 2007.
- [225] François-Xavier Espiau, "Métrologie 3D par vision active sur des objets naturels sous-marins," Thèse de Doctorat en Science, Université de Nice–INRIA Sophia Antipolis, Février 2002.

- [226] L. Zagorchev and A. Goshtasby, "A comparative study of transformation functions for nonrigid image registration," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 15, no. 3, pp. 529–538, Mar. 2006.
- [227] Vincent Noblet, "Recalage non rigide d'images cérébrales 3D avec contrainte de conservation de la topologie," Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur–Strasbourg I, Ecole doctorale : Mathématiques, Sciences de l'Information et de l'Ingénieur, Mars 2006.
- [228] W.R. Crum, L.D. Griffin, D.L. Hill, and D.J. Hawkes, "Zen and the art of medical image registration : correspondence, homology, and quality," *NeuroImage*, vol. 20, no. 3, pp. 1425–1437, November 2003.

# Publications/Communications

- [1] Serief C., Barkat B., Bentoutou Y., and M. Benslama, "Robust feature points extraction for image registration based on the nonsubsampling contourlet transform". *International Journal of Electronics and Communications (AEÜ)*, vol. 63, pp. 148–152, 2009.
- [2] Serief C., Bentoutou Y., Barkat B., "Automatic registration of satellite images," in *IEEE Conference Proceedings of the First International Conference on Advances in Satellite and Space Communications, SPACOMM 2009*. July 20-25 2009, pages 85–89. Colmar, France. ISBN 978-0-7695-3694-1.
- [3] Serief C., Barkat B., Bentoutou Y., "Elastic registration of remote sensing images based on the nonsubsampling contourlet transform," in *Proceedings of the 16<sup>th</sup> European Signal Processing Conference EUSIPCO 2008*. August 25-29, 2008 – Lausanne, Switzerland.
- [4] Serief C., Barkat B., Bentoutou Y., "An automatic image registration scheme based on the nonsubsampling contourlet transform," in *Proceedings of the IEEE 2007 9<sup>th</sup> International Symposium on Signal Processing and its Applications, ISSPA 2007*. 12-15 February 2007, Sharjah, United Arab Emirates. ISBN : 1-4244-0779-6.
- [5] C. Serief, "Introduction à la Polarimétrie Radar". *4<sup>èmes</sup> Journées d'Optique et Traitement de l'Information, Optique2004*. Faculté des Sciences et Techniques de Fès – Maroc, 15 –16 Avril 2004.
- [6] C. Serief, "Combination of the Geodesic Active Contours with a Pyramidal Approach". *Conférence Internationale sur les Systèmes de Télécommunications, d'Electronique Médicale et d'Automatique CISTEMA'2003*. Faculté des Sciences de l'Ingénieur de l'Université Abou Bekr Belkaid – Tlemcen du 27 au 29 Septembre 2003.
- [7] Cheref A., **Serief C.**, "ALSAT-1 Images improvement by superresolution technique," in *Proceedings of the 4<sup>th</sup> International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, SETIT'2007*. 25 -29 March 2007, Tunisia.
- [8] C. Serief and M. Barkat, "Geodesic Active Contours Using a Pyramidal Approach". *1<sup>st</sup> International Conference on Electrical Engineering, ICEE'2000*. University of Boumerdes -Algeria, November 2000.
- [9] C. Serief, « Polarimétrie Radar et ses Applications ». *Journées d'Etudes sur les Technologies Navales, NAVTEC 2004*. Commandement des Forces Navales, Tamenfoust.- Algérie, 14 –15 Juin 2004.

- [10] C. Serief, « Introduction à la Polarimétrie Radar ». *2<sup>ème</sup> Séminaire sur les Systèmes de Détection : Architecture et Technologies DAT'2004*. Commandement des Forces de Défense Aérienne du Territoire CFDAT, Alger, 30 Mai – 1<sup>er</sup> Juin 2004.
- [11] Hassaine. B., Safia. A, **Serief. C.**, “L'imagerie Radar au service de la cartographie géologique en zones inaccessibles”, Actes de la *Journée technique sur l'outil spatial au service du secteur de l'énergie et des mines*, organisée par l'Agence Spatiale Algérienne et la SONATRACH, pp. 58-67, 12 juillet 2004.