

Faculté des Sciences de L'Ingéniorat Année 2014-2015

Département d'Informatique

THESE

Présentée en vue de l'obtention
du diplôme de Doctorat en Sciences

*Contribution au recalage des images
satellitaires de haute résolution pour le suivi
à long terme des changements écologiques*

Option
Intelligence Artificielle

par
Mr Bennour Akram

Directeur de Thèse
Mme Bornia Tighiouart

Professeur Université Badji Mokhtar-Annaba

DEVANT LE JURY

Président :

Mr kimour Mohamed Tahar

Professeur Université Badji Mokhtar-Annaba

Examineurs :

Mr Bennacer Layachi

Professeur Université Badji Mokhtar-Annaba

Mr Chenikhar Salah

Professeur Université Labri Tebessi-Tébessa

Mr kholladi mohamed-khireddinne

Professeur Université Echahid Hamma Lakhdar-el oued

Mr Seridi Hamid

Professeur Université 8 Mai 1945- Guelma

DEDICACE

***À mes parents, Ma femme, Mes petits Lina et Naceur Eddine, Toute
ma famille et mes amis.***

REMERCIEMENT

Ce fût vraiment un très grand plaisir d'avoir été encadré pour la deuxième fois, par Mme Bornia Tiguouart, Professeur à l'Université Badji-Mokhtar d'Annaba. Qu'elle trouve ici l'expression de ma plus profonde reconnaissance et gratitude pour son aide qu'elle ne m'a jamais refusée malgré ses responsabilités nombreuses. Je la remercie pour tout le temps qu'elle m'a consacré, ses encouragements et ses conseils constructifs. Elle a contribué à ce travail de recherche de façon incommensurable. Sa rigueur intellectuelle a permis au projet de suivre son chemin. Je la remercie également pour la confiance qu'elle a su m'accorder jusqu'à la dernière minute.

Je remercie vivement Mr Kimour Mohamed Tahar, Professeur à l'université Badji-Mokhtar d'Annaba pour m'avoir fait l'honneur de présider mon jury de thèse.

Je voudrais également, remercier et exprimer ma gratitude envers :

Mr Bennacer Layachi, Professeur à l'Université de Badji-Mokhtar d'Annaba, Mr Kholladi Mohamed Khireddine, Professeur à l'Université d'Echahid Hamma Lakhdar d'El oued, Mr Hamid Seridi, Professeur à l'Université de 8 mai 45 de Guelma et Mr Salah Chenikher, Professeur à l'Université de Chikh larbi Tebessi de Tébessa, pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à mon travail en acceptant la lourde tâche d'examineur.

Un grand merci pour ma femme Khaoula qui a dû supporter mon désordre, toujours présente dans les moments difficiles et aussi a mon petit garçon Naceur Eddine ainsi qu'à ma petite fleur Lina qui m'ont assisté par leurs sourires.

Je réserve mes derniers remerciements à toute ma famille, particulièrement à mes parents qui longtemps attendu ce moment afin de cueillir le fruit pour lequel ils ont consenti, pendant des années, tant de dévouement et de sacrifices.

Akram.

Resumé

La complexité d'un paysage s'accroît à travers le temps en particulier dans un contexte d'explosion démographique d'où l'utilité d'analyser les changements écologiques à long terme des territoires, pour évaluer les impacts induits par les activités humaines. La détection automatique des changements est basée sur l'utilisation d'images multi-temporelles et nécessite la mise en œuvre d'un processus de comparaison de ces images. La comparaison entre plusieurs observations doit être possible au niveau géographique et au niveau qualité d'images. Il faut donc que les images observées correspondent de la façon la plus précise possible à la même scène ; ce prétraitement qui est essentiel et appelé «recalage d'image» a une grande influence sur la précision de la détection des changements. Les techniques de recalage sont assez complexes, variées et fortement liées aux types de capteur utilisés. Ce travail est focalisé sur cette phase de recalage des images satellitaires. Il a été axé sur deux contributions principales qui se placent dans le cadre de développement d'une approche automatique de recalage en se basant sur les valeurs d'intensité des images satellitaires multitemporelle de haute résolution, Dans une première approche la technique géométrique de recalage basée sur les détecteurs des points d'intérêt (HARRIS,SURF,SIFT), ainsi que le détecteur basé sur les propriétés des courbures. La corrélation bidirectionnelle a été utilisée comme technique de mise en correspondance des points d'intérêts détectés. Dans une deuxième approche, la démarche iconique de recalage, combinant l'information mutuelle et un algorithme d'optimisation basé sur les systèmes immunitaires artificiel « AIS » a été utilisée. La transformation rigide nous a paru le choix le plus judicieux pour établir le recalage. Enfin l'évaluation des deux approches proposées a été réalisée sur des images multi temporelles de haute résolution.

Mots clés : imagerie satellitaire, détection de changements, points caractéristiques, mise en correspondance, images multi temporelles, recalage, systèmes immunitaires artificielle, détection des points d'intérêts.

Abstact

The landscape complexity grows over the time, particularly in the context of population explosion. So, ecological changes analysis is helpful to assess the impacts induced by human activities. Automatic detection of changes is based on the use of multi-temporal images and requires the implementation of a process to compare these images. The comparison between several observations must be possible at the geographical level, and images quality. So the observed images must be corresponded at the same geographical area as much as possible; this pretreatment which is essential has a great influence on the accuracy of changes detection and called « image registration». Image registration techniques are complexes, varied and highly related to the types of sensor used. This work is focused on this phase of satellite images analyses; it was devoted to the development of an automatic image registration approach, based on the images intensities values. in the first contribution we have proposed robust feature based registration Methods, based respectively on the interest points detectors (HARRIS, SURF, and SIFT), and the detector based on the curvatures proprieties with the bidirectional correlation as similarity measure. Secondly we proposed an intensities based algorithm, by combining mutual information and an optimization algorithm based on the artificial immune systems “AIS. The “rigid” transformation appeared the most judicious choice to us. we intend to arrive to an alignment of good quality for two or several images satellite multitudes. The process is thoroughly tested using the synthetic high-resolution test data, as well multitemporelle satellite images.

Keywords : satellites images, changes detection, interesting points, matching, multi temporal images, images registration, Artificial immune system, interest point detection.

ملخص:

إن طبيعة سطح الأرض أصبحت معقدة مع مرور الوقت خاصة في ظروف النمو الديمغرافي الكثيف , وعليه فإن تتبع التغيرات الإيكولوجية وتحليلها أصبح من الأهمية بمكان, وذلك من أجل التمكن من قياس تأثيرات الإنسان على محيطه. إن التتبع الآلي للتغيرات المناخية والإيكولوجية يركز على استعمال صور الأقمار الصناعية عالية الدقة الملتقطة عبر عدة أوقات , كما يلزمنا بالقيام بعمليات مقارنة بين هذه الصور. إن هذه المقارنة لا تكون ممكنة إلا إذا كانت الصور تعبر فعليا وبدقة متناهية عن نفس المكان. هذه العملية تسمى المطابقة (recalage des images) وهي مهمة وأساسية لكي نتمكن من إنشاء وتطوير برامج تتبع آلية للتغيرات الواردة على سطح الأرض, كما أن طرق المطابقة عديدة ومعقدة ومرتبطة بنوع الصور المعالجة.

في هذه المذكرة قمنا باقتراح وتطوير طريقتين جديدتين لعملية مطابقة فعالة وآلية , أولا اعتمادنا على تتبع النقاط الفعالة في الصورة على التوالي بطرق فعالة مثل (HARRIS, SURF, SIFT) , و(les propriétés des courbures) و(La corrélation bidirectionnelle) كطريقة لقياس التشابه بين النقاط الفعالة المستخرجة من الصور. أما في الحالة الثانية فقد اعتمدنا حلا يركز على طريقة النظام المناخي الآلي (« AIS les systemes imunitaires artificiel ») كطريقة تحسين لعملية البحث عن المطابقة المثالية و (l'information mutuelle) كطريقة لقياس التشابه بين من الصور. كما قمنا بتجربة هذه الطرق على عدة صور أقمار صناعية عالية الدقة حيث حصلنا على نتائج جد مشجعة.

الكلمات المفتاحية: صور الأقمار الصناعية, تتبع التغيرات, إستخراج النقاط الفعالة, المقارنة, صور متعددة الأوقات, مطابقة الصور, النظام المناخي الآلي

LISTE DES FIGURES

Chapitre I

Figure I-1	Représentation du satellite SPOT5	12
Figure I-2	Représentation du satellite OrbView3	13
Figure I-2	Représentation du satellite Ikonos	13
Figure I-2	Représentation du satellite GeoEye	14
Figure I-3	Représentation du satellite Quickbird	15
Figure I-4	Représentation du satellite Worldview-2	15

Chapitre II

Figure II-1	Le principe général du recalage 2D/2D	18
Figure II-2	Differents type de transformations	19

Chapitre III

Figure III-1	Processus de recalage géométrique	33
Figure III-2	Les différentes situations considérées par le détecteur de Moravec	36
Figure III-3	Exemple de l'application de l'opérateur de Beaudet	37
Figure III-4	Exemple de l'application de l'opérateur de Harris	40
Figure III-5	principe de mise en correspondance	46
Figure III-6	Contrainte épipolaire	47
Figure III-7	Contrainte d'ordre	48
Figure III-8	Fenêtre de corrélation	48
Figure III-9	Validation d'un appariement	52

Chapitre VI

Figure VI-1	Processus de recalage iconique	60
Figure VI-2	Description du schéma d'optimisation utilisant le principe de la sélection clonal(CLONALG)	69

Chapitre V

Figure V-1	Copenhague-Danemark.	73
Figure V-2	Port de Rio de Janeiro.	74
Figure V-3	la ville de Yushu , Chine .	75
Figure V-4	Base de missiles, Téhéran.	76
Figure V-5	points d'intérêt extraits d'un couple d'images par le détecteur HARRIS	78
Figure V-6	points d'intérêt extraits d'un couple d'images par le détecteur SURF	78
Figure V-7	points d'intérêt extraits d'un couple d'images par le détecteur SIFT	79
Figure V-8	points d'intérêt extraits d'un couple d'images par le détecteur basé sur les propriétés des courbures	80
Figure V-9	Exemple des points de contrôle extraits d'un couple d'images	82
Figure V-10	résultat du recalage	84
Figure V-11	Superposition des deux images	85
Figure V-12	résultats de recalage de la 1ère Base de test	86
Figure V-13	Résultats de recalage de la 2ème série de test	87
Figure V-14	Résultats de recalage de la 3ème série de test	88
Figure V-15	Graphe de la convergence d'IM pendant le processus de recalage	92
Figure V-16	Graphe de variation de l'information mutuelle lors du processus de recherche	93

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1	Tableau comparatif relatif aux différents détecteurs de points utilisés	81
Tableau 2	Tableau comparatif des erreurs moyennes de recalage Géométrique	90
Tableau 3	Tableau comparatif des extraits des résultats de recalage iconique et Géométrique	91

TABLE DES MATIÈRES

Dédicace	ii
Remerciement	iii
Résumé	iv
Liste des Figures	vii
Liste des Tableaux	ix
Table des Matières	x
Introduction Générale	1

Chapitre I : Analyse et traitement des images Satellitaires

1. Introduction	7
2. Les images satellitaires	7
2.1 La résolution spectrale	8
2.2 La résolution spatiale ou géométrique	9
2.3 La résolution radiométrique	9
2.4 La résolution numérique	9
3. Les prétraitements	10
3.1 Les corrections radiométriques	10
3.2 Les corrections géométriques	10
3.3 Les corrections atmosphériques	10
4. Les satellites de télédétection civile	11
4.1 Les satellites Européens SPOT	11

4.2 Le satellite Orbview	12
4.3 Le satellite Ikonos	13
4.4 Le satellite GeoEye	14
4.5 Le satellite Quickbird	14
4.6 Le satellite Worldview	15
5. L'apport des images satellitaires	16

Chapitre II : Le recalage des images

1. Introduction	18
2. Critères de recalage	19
2.1 L'espace de recherche	19
2.2 Mesure de similarité	20
2.3 Stratégie de recherche	20
2.4 Espace des caractéristiques	21
3. État de l'art sur les approches de recalage	22
3.1 Approches Géométriques	23
3.1.1 Les techniques à base de caractéristiques « bas-niveau »	23
3.1.1 Les techniques à base de caractéristiques « haut-niveau »	25
3.1.3 Autres techniques	25
3.1.4 Avantages et inconvénients des approches géométriques	26
3.2 Approches Iconiques	27
3.2.1 Avantages et inconvénients des approches iconiques	28
3.3 Approches Hybrides	28
4. Validation de recalage	29
4.1 Validation par inspection visuelle	30
4.2 Influence de la base d'images	30
4.3 Évaluation de la mise en correspondance de primitives	30
4.4 Validation sur champs de déformation synthétiques	31

Chapitre III : Méthodes géométriques de recalage

1. Introduction	33
2. Détection des points d'intérêt	34
2.1 Détecteurs des points d'intérêt	34
2.1.1 Opérateur de Moravec	35
2.1.2 Opérateur de Beaudet	36
2.1.3 Opérateur de Kitchen et Rosenfeld	37
2.1.4 Opérateur de Zuniga et Haralick	38
2.1.5 Opérateur de Harris et Stephens	38
2.1.6 Opérateur de Wang et Brady	40
2.1.7 Opérateur de Smith et Brady	40
2.1.8 Opérateur de David Lowe « SIFT »	41
2.1.9 Opérateur de Herbert Bay « SURF »	42
2.1.10 Opérateur de Chen He et Nelson Yang « basé sur les courbures »	43
2.2 Synthèse	44
3. Sélection des points de contrôle	45
3.1 Mise en correspondance	45
3.1.1 Notions de bases	45
3.1.2 Contraintes géométriques	46
3.2 Principales méthodes de mise en correspondance	48
3.2.1 Appariement par prédiction et vérification d'hypothèses	48
3.2.2 Méthodes corrélatives	49
3.2.3 Méthodes basées sur la programmation dynamique	52
3.2.4 Méthodes séquentielles	53
3.2.5 Méthode bidirectionnelle	53

3.2.6 Méthode hiérarchique	54
3.2.7 Approche par algorithmes génétiques	55
3.2.8 Méthodes basées sur les réseaux de neurones	56
3.3 Elimination des faux appariements avec l'algorithme RANSA	56

Chapitre IV : Recalage et Méthodes d'optimisation

1. Introduction	59
2. La stratégie de recherche	60
3. Mesures de similarité dense	61
4. Techniques d'optimisation	63
5. L'optimisation de recalage par l'utilisation des AIS	65
5.1 systèmes immunitaire naturels (NIS)	65
5.2 systèmes immunitaires artificiels (AIS)	66
5.2.1 Représentation des éléments des AIS	67
5.2.2 Description de l'algorithme clonale	67

Chapitre V : Conception et réalisation

1. Introduction	71
2. Matériels et Méthodes	72
3. Expérimentations	77
3.1 Approche Géométrique	77
3.1.1 détection des points d'intérêts	77
3.1.2 Sélection des points de contrôle	81
3.2 Approche Iconique	83
3.3 Evaluation et discussions	84

Conclusion Générale	95
Bibliographies	99

INTRODUCTION

GENERALE

La télédétection traite souvent des issues telles que la surveillance de la pollution, la prévision et l'évaluation du changement climatique, l'identification des sources d'eaux ou encore la compréhension et l'analyse de l'impact de l'activité humaine sur la terre.

L'observation de la terre en vue de sa préservation ou de la surveillance des territoires étant des sujets d'actualité et les technologies liées à l'imagerie satellitaire étant en plein développement. La quantité des images satellites disponibles ne cesse de croître et le traitement, l'automatisation de l'analyse et de l'interprétation de ces images joue un rôle crucial dans un grand nombre d'application.

L'observation de la terre, concerne entre autres la détection de changement. Elle porte sur la caractérisation et la localisation de zones ayant évoluées entre deux observations (ou plus) d'une même scène. Cette évolution peut être naturelle et par exemple, correspondre à la croissance de la végétation, à une éruption volcanique ou à une inondation. Elle peut être liée à l'activité humaine comme dans le cas d'une catastrophe pétrolière.

L'une des problématiques majeures en traitement d'images est de pouvoir analyser plusieurs observations dans un référentiel commun afin de les regrouper ou de les comparer. Il faut donc que les images observées correspondent de la façon la plus précise possible à la même scène.

Ce prétraitement qui est essentiel à la télédétection est appelé « recalage d'image » en anglais « image registration ». Il est nécessaire dès qu'il s'agit de confronter plusieurs images d'une même région acquises par des capteurs différents, à des temps différents ou à partir de différentes vues ou altitudes. Il consiste à trouver la transformation géométrique reliant deux ou plusieurs images afin de les situer dans un même repère géométrique. En effet le processus de recalage est requis à chaque fois qu'une mise en correspondance spatiale entre des images est nécessaire. Il joue un rôle essentiel dans l'alignement géométrique des images pour obtenir des ensembles de données intégrées spatialement, et comparables.

De nombreuses études montrent que le recalage a une grande influence sur la précision des applications de télédétection.

Townshend et al. [Tow92], et Dai et Khorram [Dai98] ont prouvé que même une petite erreur dans le recalage pouvait avoir un grand impact sur l'exactitude des mesures globales de changement.

Bien que ce sujet de recherche soit un problème remontant aux années 80 et qu'il ait été largement pris en compte 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. Les techniques de recalage sont assez complexes, variées et fortement liées aux types de capteurs utilisés. De ce fait, on distingue deux grandes approches de recalage : les approches géométriques et les approches iconiques (dites aussi « méthodes denses »).

Les approches géométriques en anglais, « feature-based approaches » sont basées sur l'extraction des primitives géométriques de l'image afin de pouvoir estimer la transformation optimale pour le recalage.

Cependant les approches iconiques en anglais, « intensity-based approaches » utilisent l'ensemble de l'information portée par les valeurs d'intensités des images à recalculer. Elles consistent essentiellement à optimiser un critère de similarité fondé uniquement sur des comparaisons d'intensités.

Par ailleurs, l'utilisation conjointe des deux approches géométriques et iconiques dans des méthodes hybrides combinant ces différentes approches ont aussi été abordées.

Le choix des primitives utilisées pour guider le recalage est un point primordial à une solution efficace de recalage, il dépend du choix de la stratégie de recherche et est largement conditionné par la nature des images à traiter.

Dans ce travail et dans l'objectif de développer une méthode de recalage précise et entièrement automatique, l'accent est mis sur la stratégie de recherche ainsi que l'espace des caractéristiques appliqués. Nous avons axé ce travail de recherche sur l'utilisation de l'approche iconique sur des images satellitaires multi temporelle de haute résolution et ce par la combinaison de l'information mutuelle et d'un algorithme d'optimisation basé sur les systèmes immunitaires artificiel « AIS ». Pour le recalage, le choix s'est porté sur l'utilisation de la transformation rigide de recalage.

L'accent est aussi mis sur le développement d'une approche géométrique de recalage basée sur différents détecteurs de points d'intérêts (HARRIS, SURF et SIFT), ainsi que le détecteur basé sur les propriétés des courbures avec la corrélation bidirectionnelle comme méthode de mise en correspondance des primitives détectées et la technique RANSAC (random sample consensus) pour l'élimination des mauvais appariements. L'évaluation des performances de l'approche proposée a été réalisée par la présentation d'une étude comparative des résultats d'autres approches de recalage existantes dans la littérature.

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

Le chapitre 1 peut être considéré comme une introduction aux notions importantes liées à l'imagerie satellitaire. Les différents types de prétraitements y afférent sont présentés ainsi que de brèves descriptions des plus célèbres satellites de télédétections.

Le chapitre 2 est consacré à la présentation du problème de recalage des images. Différentes notions (mesures de similarités, stratégies, ...) caractérisant le recalage sont détaillées. Un état de l'art des différentes approches de recalages ainsi que des techniques de validations des résultats sont présentées.

Le chapitre 3 porte sur la présentation détaillée de l'approche géométrique de recalage des images. La notion de point d'intérêt et les différents opérateurs (techniques) de leur extraction sont exposés. Une comparaison entre ces techniques est

faite, ainsi qu'une présentation des méthodes d'appariement pour l'extraction des points de contrôles.

Le chapitre 4 est consacré à la description des méthodes iconiques de recalage et leur apport au processus de recalage. Un algorithme d'optimisation inspiré des systèmes immunitaires (AIS) et particulièrement de l'algorithme de la sélection clonale (CLONALG) est présenté dans ses différentes étapes. Il est appliqué conjointement avec l'information mutuelle (IM) en tant que mesure de similarité.

Le chapitre 5 est consacré à la description et l'implémentation de la stratégie mise en œuvre pour recalcr un couple d'images. Les différentes phases de recalage géométrique et iconique sont abordées. Les résultats sur plusieurs couples d'images sont présentés, évalués et confrontés visuellement et quantitativement. L'évaluation de la convergence de l'algorithme iconique (en fonction des paramétrages retenus) y est aussi abordée

Ce manuscrit se termine par une conclusion et quelques perspectives relatives à ce travail.

CHAPITRE I :
ANALYSE ET TRAITEMENT
DES IMAGES
SATELLITAIRES

1. Introduction

L'observation de la Terre depuis l'espace est un objectif que l'Homme a visé depuis des décennies et les images satellitaires sont considérées de plus en plus comme étant la source d'informations précises, riches et détaillées sur l'occupation des sols et sur les phénomènes qui se déroulent à la surface de notre planète.

De plus, l'accroissement de la résolution des observations satellitaires permet de renouveler complètement la méthodologie et les objectifs de la télédétection et d'approcher de nouvelles techniques non employées en traitement des images.

L'analyse de ces images est une discipline en plein développement, elle constitue une technique d'observation moins coûteuse que les enquêtes de terrain et peut être utilisée dans les activités de la protection de l'environnement, la conversion des zones rurales, la surveillance des territoires, l'analyse et la surveillance de la croissance urbaine, la désertification etc. L'analyse d'images satellitaires dans un cadre spatio-temporel est une voie d'investigation de plus en plus pertinente pour l'étude des phénomènes physiques dynamiques et l'interprétation de leur évolution au cours du temps.

La taille des bases d'images satellitaires sont croissantes et leur manipulation manuelle est devenue de plus en plus dure et laborieuse. Plusieurs travaux ont été portés sur le traitement des images satellitaires à partir du développement d'algorithmes qui font soit toutes les tâches (traitement automatique), soit une partie des tâches (traitement semi automatique).

2. Les images satellitaires

Les satellites consacrés à l'observation de la terre sont nombreux mais il existe des leaders qui fournissent la plupart des images utilisées aujourd'hui tels que Ikonos, Worldview, Quickbird, Landsat, Spot etc. [Moh08]. L'imagerie satellitaire, comparée à d'autres moyens tels que la photographie aérienne, les relevés de terrain ou les cartes géographiques présente des avantages certains :

- Elle est universelle : elle ne connaît pas de frontière géographique ou politique.
- Elle est obtenue de manière numérique et ne nécessite donc pas de conversion de données
- flexible, précise et actuelle (renouvellement de l'information automatique ou à la demande).

Selon l'application que l'on veut cibler obtenir, on dispose de plusieurs types d'images [Moh08] :

- **L'imagerie panchromatique** : l'image est représentée en noir et blanc. Elle sert principalement à obtenir des informations de type géométrique comme la forme, la dimension et la surface. Elle est acquise par un capteur numérique qui mesure la réflectance dans une large bande électromagnétique.

- **L'imagerie multi-bande** : Elle est acquise par un capteur numérique qui mesure la réflectance dans de nombreuses bandes spectrales qui se combinent pour créer des images couleur. Elle sert principalement à obtenir des informations à caractère qualitatif (par exemple : classification des types de végétation sur des parcelles).

- **L'imagerie radar** : Le radar permet l'élaboration d'images de jour comme de nuit même à travers les nuages. Il est sensible aux propriétés diélectriques des milieux telles que la teneur en eau et à leur rugosité. Il est également sensible aux structures géométriques à l'échelle de la longueur d'onde.

Une image satellitaire est caractérisée par sa résolution spectrale, sa résolution spatiale, sa résolution numérique et sa résolution radiométrique [Del03].

2.1 La résolution spectrale

La résolution spectrale décrit la capacité d'un capteur à utiliser de petites fenêtres de longueur d'onde. Les roches et les minéraux par exemple réclament une résolution spectrale fine par contre la végétation ou l'eau ne nécessitent pas une grande résolution. Si la résolution spectrale est trop grossière, il ne sera alors plus possible de bien différencier

les différents minéraux. Les images panchromatiques sont thématiquement moins intéressantes que les images multi-spectrales.

Effectivement, il est préférable d'avoir trois bandes spectrales : vert, bleu et rouge, plutôt qu'une seule bande spectrale visible. Il existe aussi des capteurs plus sophistiqués capables de détecter des centaines de bandes spectrales, on les appelle capteurs hyper-spectraux.

2.2 La résolution spatiale ou géométrique

Cette résolution s'exprime en mètres ou en kilomètres et mesure le côté d'un pixel, par exemple pour une image à 20 mètres de résolution, chaque pixel représente une superficie correspondante à 20 x 20 mètres au sol. Ainsi une résolution spatiale élevée autorise la distinction d'objet spatial de petite taille comme des bâtiments ou des petites parcelles agricoles et une résolution grossière (plusieurs centaines de mètres voire plusieurs kilomètres) ne permettra pas de distinguer des objets spatiaux de petites tailles. Plus la résolution augmente, plus la taille des images s'accroît, ce qui ralentit les traitements et nécessite un matériel très performant et plus le prix de l'image s'élève. Il faut donc adapter les choix des images à la problématique de recherche en non l'inverse.

2.3 La résolution radiométrique

La résolution radiométrique d'un système de télédétection est sa capacité à reconnaître de petites différences dans le spectre électromagnétique. Plus la résolution radiométrique d'un capteur est fine, plus le capteur est sensible à de petites différences dans l'intensité de l'énergie reçue.

2.4 La résolution numérique

La résolution numérique est très liée à la résolution radiométrique. Chaque quantité d'énergie mesurée en kilojoules est transformée en compte numérique ou valeurs radiométrique. Plus la gamme des comptes numériques est étendue, plus la résolution

numérique est grande. Ainsi, dans la plupart des images, la gamme possible est de 256 valeurs.

3. Les prétraitements

Les prétraitements sont des opérations effectuées sur les images de façon à les corriger ou les améliorer thématiquement et géométriquement [Moh08].

3.1 Les corrections radiométriques

Les corrections radiométriques sont appliquées sur les images pour réaffecter à chaque pixel une valeur radiométrique la plus proche possible de celle mesurée sur le terrain. Les variations enregistrées peuvent être dues aux défauts lors de la conception des instruments, au vieillissement des capteurs ou à leur dérèglement etc.

3.2 Les corrections géométriques

Les corrections géométriques sont appliquées sur les images pour réduire les déformations géométriques intervenues lors de l'enregistrement de la scène telles que les distorsions dues aux erreurs des systèmes de mesure, les distorsions provenant des mouvements de la plate-forme (roulis, tangage, lacet...) et les distorsions causées par l'environnement (courbure de la terre, variation d'altitude au sol,...).

3.3 Les corrections atmosphériques

Les signaux lumineux mesurés par les capteurs d'un satellite traversent deux fois l'atmosphère de notre planète, la première fois lors du trajet soleil-cible et la seconde lors du trajet cible-capteurs. A chacune de ces deux traversées, le rayonnement électromagnétique va subir des transformations dues aux propriétés physico-chimiques des deux composants majeurs de l'atmosphère terrestre qui sont les gaz (oxygène, ozone, vapeur d'eau...) et les aérosols (poussières, pollens...). Les corrections atmosphériques servent à minimiser ces distorsions.

4. Les satellites de télédétection civile

L'imagerie satellitaire est une source privilégiée d'informations utilisée comme instrument d'aide à la décision et à la gestion pour les institutions publiques et pour le développement des produits et services dans le secteur privé. Il y avait pendant la période de la guerre froide environ 400 satellites de reconnaissance militaire qui avaient été lancés tant par l'URSS et par les USA. Cependant la télédétection civile n'a vu le jour qu'avec le lancement du premier satellite de télédétection civil 'Landsat 1' en 1972. Depuis, un certain transfert technologique entre le monde des satellites militaires et le monde des satellites civils a pu opérer, ce qui a permis le lancement de programmes ambitieux de télédétection civile à des coûts néanmoins raisonnables [Jea12].

4.1 Les satellites Européens SPOT

Depuis 1979, la France, la Suède et la Belgique coopèrent dans le domaine de l'observation de la Terre. Ils ont ainsi conclu un accord intergouvernemental pour le développement d'une famille de satellites civils SPOT (Satellite pour l'observation de la Terre). Dans ce contexte, sept satellites ont été lancés.

Spot1 : lancé le 22 février 1986 et dispose d'un capteur de résolution 10 m, il a servi environ 17 ans avant son fin de mission le 18 novembre 2003.

Spot2 : lancé le 22 janvier 1990, jusqu'au 29 juillet 2009 avec une résolution de 10 m.

Spot3 : il dispose de la même résolution de ces prédécesseurs, lancé le 26 septembre 1993 et arrêté le 14 novembre 1996

Spot4 : , lancé le 23 mars 1998 et dispose d'un capteur de résolution 10 m, il est toujours en service

Spot5 : , lancé le 04 mai 2002 avec une résolution de 2.5 m.

Spot 6 : , lancé le 09 juin 2012 avec une résolution de 1.5 m.

Spot7 : , lancé le 30 juin 2014 avec une résolution de 1.5 m.

La figure ci dessous représente un satellite de cette série :



Figure I-1. Représentation du satellite SPOT5 [Mrn13]

4.2 Le satellite Orbview

La société commerciale « ORBIMAGE : Orbital Imaging Corporation » des USA a fourni ses propres images satellitaires à partir de capteurs et satellites à destination commerciale dont les droits sont conservés par la NASA pour des utilisations en recherche [Mrn13] :

OrbView-1 : Lancé le 3 avril 1995, et dispose d'un système imageur, de résolution 10 km en fournissant une scène de 1300 km.

OrbView-2 : Lancé le 1 aout 1997. La société ORBIMAGE commercialise les données correspondant aux images de terre, tandis que la NASA a l'exclusivité des images de la mer.

OrbView-3 : Lancé le 26 juin 2003 et a proposé jusqu'au début 2007 des images de résolution de 1m en panchromatique et de 4m en multispectral.

OrbView-4 : (Echec au lancement le 21 septembre 2001) devait être doté du même capteur qu'OrbView3 et proposé des images en hyperspectral (200 canaux), avec une résolution 8m pour l'USA, 20 m pour les autres.



Figure I-2 Représentation du satellite OrbView3 [Mrn13]

4.3 Le satellite Ikonos

La société « Space Imaging EOSAT » a été Fondée en 1994 a fin de collecte et diffuse des images d’origines diverses (principalement LANDSAT et IRS) [Moh08]. En avril 1999 elle a essayé de mettre en orbite sont propre satellites (Ikonos1) dont la résolution annoncée est de 1 m en panchromatique et 4 m en multi spectral (images de 11kmx11km). Cette opération a été échouée en la première tentative, mais en septembre 1999 le premier satellite IKONOS 2 été mis en orbite avec succès.



Figure I-3 Représentation du satellite IKONOS [Mrn13]

Le 12 janvier 2006, la société Orbimage, a racheté Space Imaging, ce qui a donné la naissance d'un leader mondial en termes de satellites de très haute résolution appelé GeoEye.

4.4 Le satellite GeoEye

Initialement baptisé Orbview-5, il a été lancé le 6 septembre 2008 avec une résolution panchromatique de 0.41 m et de 1.64 m en multispectral.



Figure I-4 . Représentation du satellite GeoEye [Mrn13]

4.5 Le satellite Quickbird

Le 20 novembre 2000, la société DigitalGlobe avait échoué en mettant en orbite le satellite QuickBird 1, mais après une année, le satellite QuickBird 2 avait été mis en orbite avec succès. Sa résolution est de 0.6m en panchromatique et 2.4m en multispectral.



Figure I-5. Représentation du satellite Quickbird [Mrn13]

4.6 Le satellite Worldview

Le capteur Worldview-1, panchromatique fournit des images à 50 cm de résolution, il a été mis en marche en septembre 2007. Son successeur Worldview-2 été mis en orbite octobre 2009 avec 8 canaux multispectral et une résolution améliorée (46cm en panchromatique, 1,84m en multispectral).



Figure I-6. Représentation du satellite Worldview-2 [Mrn13]

5. L'apport des images satellitaires

Les avantages de l'imagerie satellitaire sont nombreux au regard des différents besoins. En matière de préservation des espaces agricoles, l'usage raisonné du foncier, la lutte contre l'étalement urbain et de densification des cœurs de villes on peut citer [del03]:

- ✓ Le coût limité et extraction rapide de l'information.
- ✓ Les larges couvertures territoriales.
- ✓ La forte résilience de l'information en cas de catastrophe.
- ✓ La capacité de revisite élevée (de l'ordre de quelques jours).
- ✓ Le niveau élevé de la résolution spatiale allant de quelques mètres à une donnée submétrique.

Cependant, les traitements pour extraire l'information peuvent être relativement compliqués et dépendent des capacités de stockage et de calcul, ainsi que la difficulté et la lenteur pour obtenir les images peuvent être un frein à leur utilisation.

CHAPITRE II :
LE RECALAGE DES
IMAGES

1. Introduction

Le recalage d'images est la tâche qui permet l'alignement géométrique de deux images. C'est un processus crucial dans de nombreuses applications de télédétection comme la classification multi temporelle, la détection des changements, la surveillance de l'environnement et la mise à jour des cartes géographiques...etc.

Il s'agit d'aligner géométriquement deux images d'une même scène, prises à des instants différents, à partir de différents points de vue, ou par différents capteurs de telle sorte que les pixels homologues situés sur les deux images à recaler (l'image cible et l'image source) soient relativement proches (Fig.II-I). Il consiste en la détermination de la transformation qui fournit la correspondance la plus précise entre ces images. En effet, le problème de recalage est un point primordial pour la détection des changements et la qualité de recalage dicte la validité et la fiabilité de l'application.

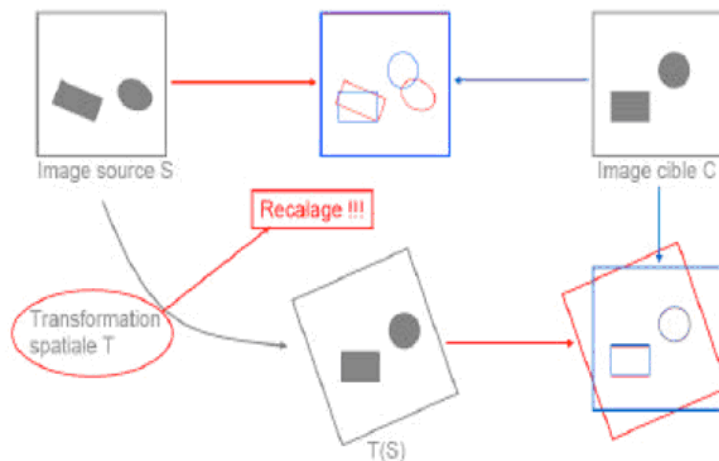


Figure II-1 : Le principe général du recalage 2D/2D

Il existe plusieurs approches de recalage dans la littérature. Ces dernières se basent sur la définition de différents critères, dont le choix peut garantir ou non la validité du recalage.

2. Critères de recalage

Les techniques de recalage peuvent être différenciées selon quatre critères : l'espace de recherche, la mesure de similarité utilisée, la stratégie de recherche et l'espace des caractéristiques [Bro92].

2.1 L'espace de recherche

L'espace de recherche peut être défini par la nature du modèle de déformation qui conditionne la manière dont l'image est géométriquement modifiée (fig. II-2). En effet Les méthodes de recalage dépendent de la nature de la transformation à effectuer à l'image source :

Transformation rigide : seules les translations et les rotations sont admises, les distances entre les points et les angles entre les lignes sont gardés.

Transformation affine : elle conserve le parallélisme des lignes parallèles.

Transformation projective : elle conserve seulement les lignes.

Transformation non rigide : dans ce cas, des transformations plus générales sont utilisées.

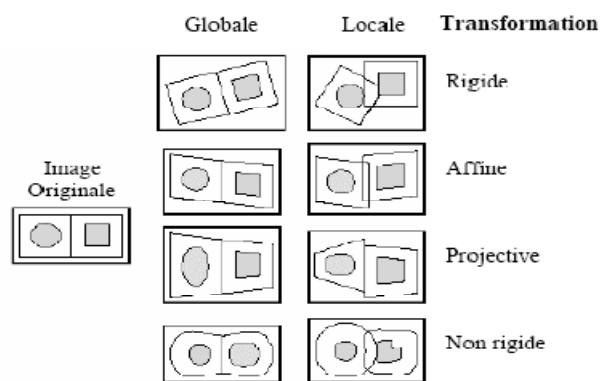


Figure II-2 : Différents type de transformations [Mai98]

Les transformations peuvent être :

- Globales : c'est-à-dire appliquées à l'image entière.
- Locales : dans ce cas, l'image est découpée en régions possédant leurs propres transformations.

2.2 Mesure de similarité

C'est le critère principal à optimiser dans le processus de recalage. Il représente une distance entre les primitives des images afin de quantifier la notion de ressemblance. Il existe deux types de mesures :

Liaison : est une mesure statistique qui est choisie à partir d'une hypothèse de corrélation entre les intensités des images.

Distance : généralement, la distance spatiale est utilisée pour mesurer l'écart entre les images à comparer.

2.3 Stratégie de recherche

C'est la stratégie qui permet de trouver la transformation optimale basée sur un certain critère de similarité défini par le modèle de déformation dans l'espace de recherche. En général, quatre catégories de stratégies de recherche peuvent être distinguées [Rao96] :

Recherche exhaustive : c'est une technique extrêmement simple, mais très générale, qui consiste à énumérer tous les candidats possibles, jusqu'à trouver le candidat satisfaisant. Dans la plupart des cas même limité à un domaine de transformations acceptables, une recherche exhaustive n'est pas envisageable du fait de la taille considérable de l'espace de recherche et le coût trop élevé du temps de calcul.

Recherche directe : il est possible de calculer directement des paramètres sur le système d'équations considéré (minimisation quadratique par moindres carrés par exemple).

Ces méthodes sont utiles lorsque le nombre de paramètres à estimer est faible, par exemple lorsque le critère repose sur deux ensembles de faibles tailles.

Recherche dans des espaces quasi-convexes : lorsque la fonction de coût à minimiser est une fonction non-linéaire des paramètres à optimiser, la recherche peut s'effectuer par des algorithmes d'optimisation génériques. En effet des méthodes de programmation dynamiques peuvent être utilisées, par exemple l'algorithme de powell-Brent [Pre92], l'algorithme de newton-Raphson [Gri94], et l'algorithme de levenberg-marquardt [Thé98A].

Recherche stochastique : plusieurs méthodes stochastiques sont appliquées pour rendre la stratégie de recherche plus efficace. Les algorithmes génétiques [Gol89] et Le recuit simulé [Kir83] sont les principales techniques utilisées dans ce cadre. Ils permettent de garantir théoriquement la convergence vers un minimum global ; Par exemple, les algorithmes génétiques considèrent les paramètres sous forme d'une population de chromosomes. Tout au long du processus, des étapes de mutations et de croisement interviennent relativement à la valeur du critère et permettent de converger vers un optimum [Rou99], [Jac95A]. En effet leur faible vitesse de convergence rend l'usage de ces méthodes très restreint dans le cadre du recalage des images.

2.4 Espace des caractéristiques

C'est l'ensemble des informations à déterminer à partir des images et utilisées pour les caractériser. En effet, les images sont traitées afin d'essayer d'extraire la structure intrinsèque (Calculée à partir de l'image elle-même) pour réduire l'espace de recherche et par la suite gagner du temps pendant le processus de recalage [bro92]. Cette information est appelée ainsi « primitive » et peut être distinguée selon sa dimension :

– **0 D (les points)** : Généralement, ce sont des points caractéristiques dans les images comme les points de Moravec [Mor77] et les coins de Harris [Har88].

– **1D (les segments)** : Ou plus précisément, l'orientation et la direction des segments qui permettent de caractériser un certain nombre d'images en télédétection : les rues, les fleuves, les bords de bâtiments etc. [Dav96].

– **2D (les surfaces ou les régions)** : ce sont les primitives de plus haut niveau, elles représentent les régions ou les surfaces extraites des images après une étape de segmentation comme les bâtiments, les lacs, les régions des forêts incendiées [Min06].

Le choix des primitives à utiliser dans le processus du recalage dépend d'une part de la nature des images sur lesquelles le recalage sera appliqué et d'autre part de la pertinence et cohérence de l'information qu'elles apportent [Tho96].

3. État de l'art sur les approches de recalage

La disponibilité croissante des images numériques et les nombreux domaines d'applications (télédétection, médecine. etc.) a conduit à une augmentation substantielle de recherche dans le recalage d'images au cours des dernières décennies. Cette augmentation est due à la diversité croissante des sources d'images et à leur qualité.

L'application satellitaire est très chère à développer et à utiliser et les informations produites peuvent influencer des décisions gouvernementales et industrielles importantes sur l'occupation de la terre, la production végétale et d'autres problèmes économiques ou politiques. Cependant, le recalage des images est un élément important dans le processus de traitement des données et la littérature de recalage d'image ne cesse de se développer.

Malgré les nombreuses recherches dans ce domaine, de nombreuses questions restent ouvertes. En effet la question la plus pertinente concerne les informations utilisables pour guider le processus de recalage ; ces informations représentent les caractéristiques sur laquelle s'appuie l'estimation de la transformation entre les images. Par conséquent, le choix de ces caractéristiques est un point crucial largement conditionné par la nature des images à traiter.

Généralement on distingue deux approches : les approches géométriques et les approches iconiques. Par ailleurs, des approches hybrides combinant ces différentes approches ont été aussi proposées dans la littérature.

3.1 les approches géométriques

Les approches géométriques sont basées sur l'extraction des primitives géométriques des images et la mise en correspondance afin de pouvoir estimer la transformation optimale pour le recalage. Ces primitives doivent être réparties sur l'ensemble de l'image, précises, facilement détectables, et robustes aux différents changements liés à l'acquisition, aux bruits et aux artefacts [Zit03].

Dans les techniques traditionnelles la sélection des « points de contrôle » est manuelle. Ces points sont ensuite utilisés pour estimer le modèle de transformation qui aligne une image à l'autre. Le principal inconvénient de cette approche est que la présence d'un expert est nécessaire pour sélectionner manuellement chacun des points de contrôle. Cela est très laborieux et gourmand en temps en particulier lorsqu'il s'agit de volumes importants de données de télédétection. Par conséquent, une méthode automatique de détection des caractéristiques des images qui mène à l'automatisation du processus de recalage est fortement souhaitée. De ce fait, un certain nombre de méthodes ont été proposées pour l'automatisation de ce processus; elles peuvent être regroupées en trois catégories:

3.1.1 Les techniques à base de caractéristiques « bas-niveau »

Ces techniques s'appuient sur l'extraction des primitives géométriques des images à recaler telles que les coins et les contours, puis à les mettre en correspondance afin de trouver l'ajustement optimal entre ces images.

Sylvander et al. [Syl00] ont présenté un système de géo-localisation pour les images « Végétation ». Ce système utilise une base de données d'environ 3500 points de contrôles qui a été construite à partir des images « Végétation ». La mise en

correspondance est faite à l'aide de corrélation et sous le contrôle d'un opérateur humain.

Dans [Fed02], Fedorov et al présentent un système de recalage des images satellitaires qui englobe plusieurs techniques d'extraction automatique des points d'intérêts à savoir la transformation en ondelettes et l'extraction des centres de gravité des segments les plus correspondants après une étape de segmentation.

D'autres auteurs [Man95], [Eug02] ont proposé une technique automatique de recalage des images satellitaires multi temporelles et multi capteurs où les points de contrôle sont extraits autour des contours.

Dans [Mad04] et [Iwa05], les auteurs décrivent un système de recalage des images GOES I-M et ASTER basé sur la détection automatique des points caractéristiques on utilisant la corrélation comme mesure de similarité et la translation comme transformation.

Baillarin et al [Bai05], ont présenté un système nommé ANDORRE pour la fusion et la rectification géométrique des images spot5 de haute résolution. ANDORRE utilise une vaste base de données des points de contrôles et la mise en correspondance est réalisée à l'aide d'une recherche multi résolution. Les points correspondants qui ont une corrélation inférieure à 0,8 sont rejetés.

Dans [Hsu02] et [Zha05] les auteurs proposent une approche hiérarchique de recalage. Pour améliorer la performance de cet algorithme, une représentation hiérarchique des images a été utilisée et la mise en correspondances des points d'intérêts est faite par corrélation.

Gang et Zhang ont présenté dans [Gan07] une méthode similaire de celle de Zhang [Zha05] avec la mise en correspondance faite par relaxation. L'évaluation est faite visuellement.

Dans la littérature les algorithmes génétiques ont été aussi appliqués pour la recherche des points de contrôle [Das92], [Che96].

3.1.2 Les techniques à base de caractéristiques « haut-niveau »

Ces Méthodes sont généralement plus utilisées lorsque les propriétés structurales des objets sont connues. Les auteurs de tels techniques se basent sur l'extraction des primitives spécifiques de haut-niveau tels que des les bâtiments, les routes et les rivières. La phase d'appariement est basée sur les propriétés spécifiques de ces objets. Par exemple, les régions peuvent être appariées se basant sur leur superficie et périmètre.

Goshtasby et al. [Gos88] ont mis au point un algorithme de recalage des images satellitaires land-sat. Leur technique repose sur l'extraction des primitives de chaque image en utilisant la segmentation. Les barycentres des segments correspondants sont considérés comme les points de contrôle. Une transformation polynomiale est appliquée pour recaler les images.

Abbasi et Freeman [ABB94] ont utilisé des polygones comme des primitives pour recaler des images spot. Les points de contrôle ont été recueillis des contours des polygones et la corrélation entre les niveaux de gris des intensités des polygones a été le critère de ressemblance utilisé.

Dai et Khorram [Dai99] ont proposé une approche pour recaler les images land-sat. La segmentation est utilisée pour l'extraction les régions d'intérêts. Les barycentres des trois segments les plus correspondants sont considérés comme des points de contrôles. Finalement, la transformation affine est appliquée pour recaler les images.

3.1.3 Autres techniques

Dans [Cas87], les auteurs exploitent les propriétés de Fourier pour trouver la transformation en translation et en rotation. La technique de corrélation de phase détermine le mouvement de translation. Dans [Red96] la déformation d'échelle été aussi prise en compte. Ces méthodes paraissent robustes contre le bruit aléatoire.

Dans [Moi00] et [Zav05] une méthode multi résolution à base d'ondelettes a été utilisée. La transformation en ondelettes génère une représentation multi résolution d'image. Grâce à cette représentation, la taille des espaces de recherche peut être réduite d'abord par la recherche dans l'image qui a la plus faible résolution, puis de procéder à l'image avec la plus haute résolution où les résultats de la recherche ne seront que raffinés. La mesure de similarité est fondée sur la corrélation normalisée.

D'autres travaux [Che97] ont permis de montrer que le recalage basé sur les ondelettes est très limité.

La transformée de Walsh est utilisée [Laz06] pour recaler les images de même ou de différentes modalités. La corrélation est ainsi utilisée comme mesure de similarité et les deux images à recaler sont supposées différer l'une de l'autre par une rotation et une translation uniquement.

3.1.4 Avantages et inconvénients des approches géométriques

Le principal avantage des approches géométriques est que les caractéristiques utilisées portent sur des informations plus discriminantes que l'information d'intensité. De plus la charge calculatoire en raison la manipulation d'une représentation compacte de l'image.

Néanmoins, ces méthodes souffrent de quelques inconvénients. Le premier est lié à la précision du recalage qui n'est garantie que dans le voisinage des primitives, ainsi qu'à l'imprécision relative de l'extraction des caractéristiques. Un inconvénient majeur est que le choix optimal des primitives n'est pas assuré ce qui met la mise en correspondance de ces primitives en question. De plus que l'extraction des primitives est souvent manuelle ou semi-automatique et il n'existe pas jusqu'à ce jour une méthode d'extraction automatique parfaite.

3.2 Approches iconiques

Les méthodes iconiques utilisent l'ensemble entier de l'information portée par les valeurs d'intensités des images à recaler. Elles consistent essentiellement à optimiser un critère de similarité fondé essentiellement sur des comparaisons d'intensités, à savoir l'information mutuelle [Che03]. Dès lors, « la fonction de coût » est construite à partir des intensités des images et le processus de recalage se déroulera par la suite en optimisant cette fonction.

Il faut noter que la phase de compréhension de la géométrie des objets et l'extraction des primitives n'est plus nécessaire. De ce fait ces algorithmes n'utilisent pas une étape préliminaire de réduction des données. Par conséquence, ces approches sont plus adaptées en recalage multimodal.

Les premières utilisations des niveaux de gris dans le cadre de recalage monomodal sont apparues dans les années 70 [Bar72], [Mcg76], mais avec l'apparition des images multimodales les approches géométriques ont montré leurs limitations. Les travaux de Woods [Woo93] ont surmonté cet obstacle par l'introduction du concept d'histogramme conjoint. L'information mutuelle a été ensuite utilisée [Col95], [Vio95], elle est devenu un outil très efficace du recalage dans le cadre iconique et son succès ne s'est jamais démenti par la suite.

Dans [Wes97] les auteurs ont comparé une variante de méthodes de recalage et ils ont constaté un net avantage de l'approche iconique par rapport à l'approche géométrique.

Les auteurs des [Cac02] proposent deux algorithmes de recalage par approche iconique, le premier reposant sur l'appariement iconique, contraint par l'appariement et le lissage par régularisation et le deuxième défini par la mesure de similarité et la régularisation.

D'autres, se basent sur des moments géométriques invariants [She02], ou bien sur une segmentation sous-jacente de l'image [Dag03].

Les auteurs de [Mcl02], montrant la supériorité des approches iconiques par rapport aux approches géométriques.

Dans [Xue04], les auteurs utilisent une décomposition de l'image en ondelettes, ils n'ont pas seulement associé une valeur associée à chaque pixel, mais vecteur d'attributs.

On peut ainsi trouver d'autres approches qui utilisent une représentation différente de l'image, par exemple l'espace de Fourier dans [Mel05].

3.2.1 Avantages et inconvénients des approches iconiques

L'avantage principal de ces méthodes est l'utilisation de toute l'information brute portée par l'image ce qui nous conduit à éviter les étapes préliminaires d'extraction des caractéristiques et de réduction de données et par conséquent nous permet de minimiser les erreurs induites de cette phase.

L'inconvénient majeur de ces approches concerne la relation entre les intensités des deux images qui n'est pas forcément triviale, surtout dans le cas d'images multimodales. Certaines approches tentent de prendre en compte une relation implicite entre les intensités par le choix d'un certain critère de similarité. Un autre problème est lié au temps de calculs important dû à la nécessité de considérer tous les pixels de l'image. Des approches hiérarchiques ont été proposées pour diminuer ces coûts calculatoires et cela par la construction de pyramides d'images. Il est à noter aussi que le problème d'optimisation est bien plus difficile à résoudre à cause de la présence de nombreux minima locaux. Ces méthodes sont aussi sensibles aux bruits nécessitant parfois le recours à des prétraitements.

3.3 Approches hybrides

L'idée est d'améliorer la performance du processus de recalage et cela par l'utilisation conjointe des deux approches géométriques et iconiques. En effet, on trouve dans la littérature quelques travaux qui ont essayé de combiner les avantages liés à chacune.

Les auteurs de [Yui92] combinent des primitives géométriques de natures différentes (points et de courbes). Mais les auteurs de [Mau98] ont opté pour la combinaison de différents types de surfaces.

Dans [Plu00] le gradient de l'image et l'information des niveaux de gris sont utilisés conjointement. D'autres utilisent les primitives géométriques pour contraindre des primitives iconiques [Joh02], [Sor05].

4. Validation de recalage

L'évaluation du recalage d'image est relativement bien établie dans le cas de l'imagerie médicale, qui a accès aux techniques qui ne sont pas facilement disponibles dans la télédétection. Par exemple, dans le recalage des images médicales, des « étalons standard » sont élaborés en présentant les marques fiducielles dans les images ou en employant les cibles fantômes, ce qui facilite la comparaison entre les algorithmes [Pen98]. En revanche, il est plus difficile dans la télédétection de produire de telle informations pour des données naturellement rassemblées.

Etant donné les impacts commerciaux et sociaux de la recherche et le développement dans la télédétection, l'évaluation appropriée de la fiabilité de recalage d'images est ainsi un composant essentiel. Les auteurs de [Tow92] ont étudié quatre régions recouvertes par des images Landsat TM, ils ont trouvé que pour réduire l'index de différence normal de végétation (NDVI) des évaluations de changement basées-Pixel à une erreur de 10%, l'exactitude de recalage a dû être moins de 0.2 Pixel. Dai et Khorram [Dai98] ont prouvé qu'une exactitude de recalage moins de 1/5 d'un Pixel a été exigée pour réaliser une erreur de détection de changement moins de 10%.

Dans [Bru03], les auteurs ont Spécifiquement, considéré comment s'adapter aux erreurs de recalage en les estimant ou en abaissant la résolution de la détection de changement.

De nombreuses techniques d'évaluation et de validation des algorithmes de recalage ont été élaborées. Elles vont de la simple inspection visuelle des résultats à l'étude de l'influence sur le résultat final d'une chaîne de traitement :

4.1 Validation par inspection visuelle

L'inspection visuelle par un expert est la méthode la plus évidente d'évaluation qualitative de la précision du recalage. Elle est considérée comme étant une approche informelle et insuffisante pour décider de la validité des résultats obtenus par une méthode de recalage [Fit98], [Cho04]. En effet, l'image recalée peut avoir des niveaux de gris très similaires à ceux de l'image cible.

4.2 Influence de la base d'images

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

4.3 Évaluation par la mise en correspondance des primitives

Ces méthodes reposent sur l'identification des primitives géométriques dans les images et à l'évaluation de la qualité de leur mise en correspondance. Les primitives retenues pour la validation doivent être bien distribuées dans l'image et la précision du processus de validation est liée à la précision avec laquelle les primitives ont été identifiées [Sal02], [Ard04].

4.4 Validation sur champs de déformation synthétiques

Une autre méthode envisagée est de générer un champ de déformations synthétiques appliquées à une image et ensuite à effectuer le recalage entre l'image déformée et l'image d'origine, puis de comparer la transformation estimée avec la déformation synthétique utilisée [Rog02], [Pau03], [Mäk03]. L'inconvénient majeur réside dans les différences d'intensités dans les images qui ne sont pas prises en compte. En revanche la validation sur champs de déformation synthétiques permettant de mettre en évidence la bonne convergence d'un algorithme de recalage.

CHAPITRE III:
METHODES
GEOMETRIQUES DE
RECALAGE

1. Introduction

Les applications de télédétection ne peuvent être réalisées que si la comparaison entre les différentes observations est possible. En effet, le recalage est utilisé pour faciliter la comparaison des images acquises d'un même site à des instants différents et/ou par des capteurs différents. Pour l'automatisation de ce processus de recalage, des traitements intermédiaires sont indispensables, d'une part pour structurer et simplifier le problème et d'autre part pour répondre à certaines contraintes de complexité et de temps de calcul.

Globalement, la démarche utilisée pour recalcr deux images (image source, image cible) peut être schématisée par la Figure (Fig. III-1).

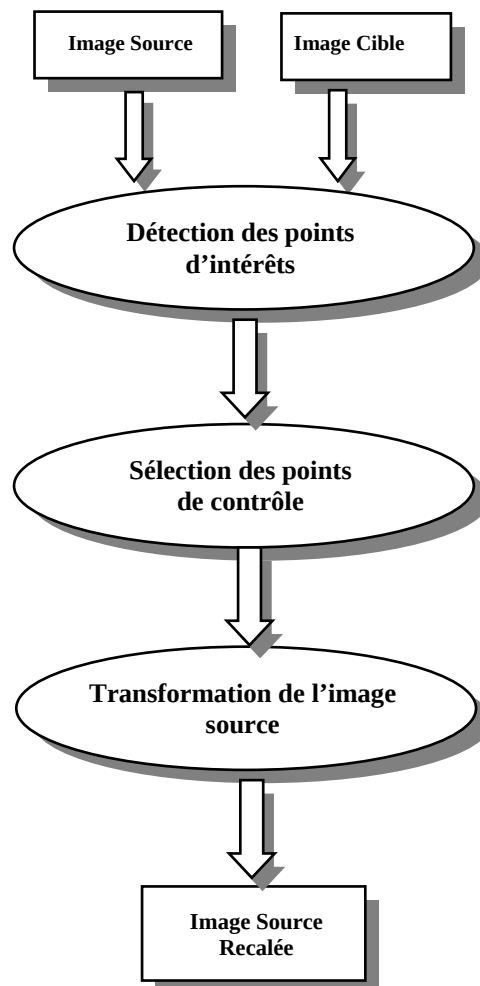


Figure III-1 : Processus de recalage géométrique

2. Détection des points d'intérêt

Les points d'intérêt (ou points caractéristiques) sont les points les plus significatifs de l'image. Dans une image certains points peuvent avoir des caractéristiques plus significatives que les autres et ont donc un intérêt plus important. Dès 1977, H. Moravec [Mor77] a introduit la notion de points d'intérêt, puis, P.Beaudet [Bea78] a formalisé les coins dans une image et il a été le premier à proposer un détecteur.

Depuis, de nombreux travaux ont été effectués. Entre autres on trouve des travaux qui consistent à détecter les contours dans une image dans un premier temps et ensuite les points d'intérêts sont extraits le long des contours [Asa86], [Der90] ; Les principaux fléaux d'une telle approche viennent d'une part de l'extraction des contours très sensible aux bruits et d'autre part du chaînage des contours qui peut être délicat dans le cas des occultations par exemple. On peut ainsi citer l'identification des points d'intérêts par une mise en correspondance de la fonction d'intensité avec un modèle théorique des points d'intérêts considérés, [Roh92], [Bla94] ; l'inconvénient de ces derniers est qu'il n'y a pas de modèle théorique générique pour tous les types d'images. Pour surmonter ces obstacles, d'autres chercheurs ont opté pour l'utilisation directe de la fonction d'intensité (les valeurs des pixels) dans les images pour en extraire directement les points de discontinuités. C'est-à-dire une mesure calculée directement sur un ensemble de pixels du voisinage du point considéré est utilisée [Kit82], [Har88] et [Smi97].

2.1 Détecteurs des points d'intérêt

La notion de point d'intérêt est difficile à définir de manière formelle, et pour résoudre ce problème, on s'est concentrés sur les représentations des coins et leurs structures géométriques. Parmi les opérateurs les plus utilisés dans la littérature on peut citer :

2.1.1 Opérateur de Moravec

Il considère une fenêtre de voisinage d'un pixel et détermine les changements moyens de l'intensité dans ce voisinage lorsque la fenêtre se déplace dans diverses directions [Mor77].

Pour cela, il considère la fonction :

$$E(x, y) = \sum_{u,v} w(u, v) |I(x+u, y+v) - I(x, y)|^2$$

Où :

- w spécifie la fenêtre de voisinage considérée ;
- $I(u, v)$ est l'intensité du pixel (u, v) ;
- $E(x, y)$ représente la moyenne du changement d'intensité lorsque la fenêtre est déplacée de (x, y) ;

En appliquant cette fonction, les trois situations principales suivantes sont obtenues (Fig. III-2) :

1. L'intensité est approximativement constante dans la zone d'image considérée :

La fonction E prendra alors de faibles valeurs dans toutes les directions (x, y) .

2. La zone d'image considérée contient un contour rectiligne : la fonction E prendra alors des faibles valeurs pour des déplacements (x, y) le long du contour et de fortes valeurs pour des déplacements perpendiculaires au contour .

3. La zone d'image considérée contient un coin ou un point isolé : la fonction E prendra de fortes valeurs dans toutes les directions.

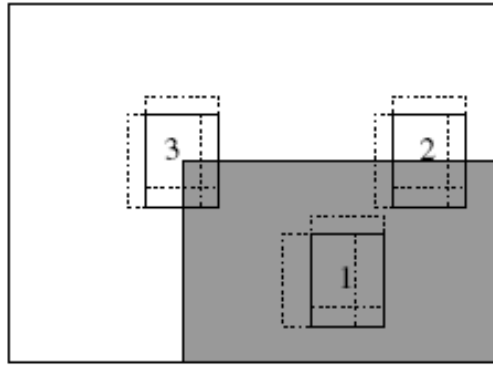


Figure III-2 : Les différentes situations considérées par le détecteur de moravec [Bal09].

2.1.2 Opérateur de Beaudet

Beaudet présente dans [Bea78] des filtres permettant de calculer les dérivées de l'intensité jusqu'à l'ordre 4 avec des masques carrés de trois à huit pixels de cotés et il a proposé un opérateur (DET) basé sur les dérivées secondes pour quantifier la possibilité d'un point à être un coin :

$$DET = I_{xx} I_{yy} - I_{xy}^2$$

Où I_{xx} , I_{yy} et I_{xy} représentent respectivement les dérivées secondes de l'intensité I par rapport à xx , yy et xy .

Les coins étant extraits par seuillage de la valeur absolue de l'opérateur après extraction des maxima locaux. Comme l'opérateur de Beaudet nécessite le calcul des dérivées secondes, il est plus sensible au bruit que les approches n'utilisant que les dérivées premières que nous allons voir par la suite. Dans la pratique, les doubles réponses de cet opérateur sont remarquables sur certains angles (Fig. III-3).



Figure III-3: Exemple de l'application de l'opérateur de Beaudet [Thi97]

2.1.3 Opérateur de Kitchen et Rosenfeld

Kitchen et Rosenfeld ont proposé d'approximer localement la surface d'intensité par une surface polynomiale pour pouvoir limiter les effets du bruit dans la localisation des angles [Kit82]. Après l'approximation de la surface, ils calculent une valeur scalaire en chaque pixel qui mesure sa probabilité d'être un coin. Un seuillage bas complétant l'approche et les points retenus sont ceux présentant un maximum local de cet opérateur dans la direction du contour.

Ils ont utilisé un opérateur dit (KR) :

$$K R = \frac{I_{xx} I_y^2 + I_{yy} I_x^2 - 2 I_{xy} I_x I_y}{I_x^2 + I_y^2}$$

Où : I_{xx} , I_{yy} et I_{xy} représentent respectivement les dérivées secondes de l'intensité I par rapport à xx , xy et yy . Pour éviter de prendre les fausses réponses en considération, les auteurs n'appliquent leur opérateur que sur les points de contour. Par ailleurs, comme l'opérateur KR dépend non seulement des dérivées premières, mais aussi des

dérivées secondes de l'intensité, il est comme celui de Beaudet [Bea78] plus sensible au bruit que les approches n'utilisant que les dérivées premières.

2.1.4 Opérateur de Zuniga et Haralick

Zuniga et Haralick ont supposé dans [Zun83] que la surface d'intensité de l'image peut être approximée par la surface bi-cubique suivante :

$$I(x, y) = k_1 + k_2x + k_3y + k_4x^2 + k_5xy + k_6y^2 + k_7x^3 + k_8x^2y + k_9xy^2 + k_{10}y^3$$

L'angularité d'un point est mesurée par la variation de l'orientation du gradient qui est donnée dans ce cas par :

$$ZH = -2 \frac{k_2^2k_6 + k_2k_3k_5 - k_3^2k_4}{(k_2^2 + k_3^2)^{3/2}}$$

Un point est un coin s'il est sur un contour et si $|ZH|$ est un maximum local dans la direction du contour et supérieur à un seuil donné.

2.1.5 Opérateur de Harris et Stephens

Harris et Stephens ont défini un opérateur permet d'obtenir une meilleure distinction entre les coins et les contours. Il se base sur le changement moyen de l'intensité dans le voisinage considéré d'un pixel dans diverses directions [Har88].

$$E(x, y) = \sum_{u,v} w(u, v) [\partial I / \partial x + \partial I / \partial y]^2$$

Tel que :

- $E(x,y)$ représente la moyenne du changement d'intensité lorsque la fenêtre est déplacée de (x,y) ;
- W représente le voisinage considéré (valeur 1 à l'intérieur de la fenêtre et 0 à l'extérieur) ;
- $I(u,v)$ est l'intensité au pixel (u,v) ;

Pour l'extraction des coins, les auteurs ont défini la matrice :

$$M = \begin{pmatrix} \widehat{I_x^2} & \widehat{I_x I_y} \\ \widehat{I_x I_y} & \widehat{I_y^2} \end{pmatrix}$$

Où : $\hat{I}$ représente le résultat de la convolution de l'image I par un filtre Gaussien.

Les coins sont extraits par recherche des maxima locaux de l'opérateur :

$$HS = \det(M) - k \text{trace}^2(M),$$

Tel que :

- $\det(M)$ = le déterminant de la matrice M
- $\text{trace}(M)$ = la trace de la matrice M

Où : k est un paramètre qui permet de combiner l'information de contour et d'angularité, ($k=0.04$ d'après les auteurs [Har88]).

Dans (Fig. III-4), les résultats de l'application de l'opérateur de Harris et Stephens sont présentés.

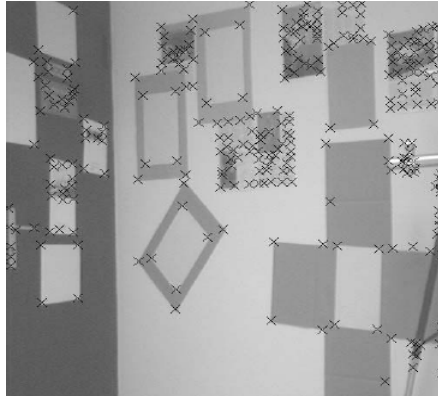


Figure III-4: Exemple de l'application de l'opérateur de Harris [Thi97]

2.1.6 Opérateur de Wang et Brady

Wang et Brady ont développé une approche qui ressemble à celle de Kitchen et Rosenfeld [Kit82], ils ont lissé l'intensité de l'image par un filtre Gaussien plutôt que de l'approximer par une surface polynomiale [Wan92].

De plus Wang et Brady utilisent deux seuils pour augmenter la validité des points extraits : un seuil sert à éliminer les points qui ne sont pas des contours suffisamment bien marqués, le second seuil permet de supprimer les points les moins marqués. La précision dans la localisation des coins dépend de la largeur du filtre Gaussien utilisé.

2.1.7 Opérateur de Smith et Brady

Smith et Brady ont défini une approche très différente des précédentes, car elle n'utilise pas de dérivée de l'intensité, ils balayent l'image avec un masque et calculent l'air de la région associé au pixel central. Ce dernier est en fait le nombre de points inclus dans le masque, ayant une intensité voisine du pixel central [Smi97]. Des intensités sont dites voisines si elles ne diffèrent pas de plus d'un seuil t (Par défaut $t=20$). Les points retenus sont ceux dont l'air est inférieur à la moitié de l'air du masque et est un minimum local. Cette approche donne de très bons résultats quantitatifs sur l'image synthétique de test, car tous les angles et jonctions sont détectées, mais ils ne sont pas très bien localisés.

Des tests sur des images réelles montrent que certains points importants ne sont pas détectés, mais il y a peu de fausses réponses, de plus, si le seuil « t » est réduit, alors de nombreux points de contours peuvent apparaître ainsi que les angles cherchés [Ale02], [Thi97].

2.1.8 Opérateur de David Lowe « SIFT »

L'algorithme SIFT (Scale Invariant Feature Transform) a été proposé par David Lowe [Low99], pour détecter, décrire et caractériser les zones d'intérêts locales d'image. Cet algorithme a eu un succès très important au sein de la communauté de traitement d'image et de nombreuses adaptations ont été mis en application. Il permet de trouver des primitives qui sont invariants à plusieurs transformations, tel que les translations, la rotation et les changements d'échelle et d'illumination.

Le principe de la détection est donc de trouver les extrema dans l'espace-échelle Gaussien. L'algorithme prend une image et la transforme en une collection de vecteurs des caractéristiques locales. Chacun de ces vecteurs est censé être distinctif et invariant à tout changement d'échelle, rotation et translation de l'image.

Les étapes impliquées dans SIFT sont :

- **La détection des extrema de l'espace-échelle :** les emplacements des points caractéristiques sont définis comme des maxima et minima du résultat de la différence de la fonction gaussienne (DOG) appliqué à l'espace-échelle. Les extrema sont les pixels qui présentent une intensité maximum, ou minimum, par rapport à leurs voisins directs (8 voisins) dans l'image, ainsi qu'à ceux dans l'espace-échelle (9 voisins dans l'échelle précédent et 9 voisins dans l'échelle suivant).

Pour trouver ces extrema, on calcul la fonction DOG (Difference Of Gaussian) suivante :

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, K_i \sigma) - L(x, y, K_j \sigma)$$

Où :

$L(x, y, K\sigma)$: est la convolution de l'image d'origine $I(x, y,)$ avec le flou gaussienne $G(x, y, K\sigma)$ à l'échelle $K\sigma$, c'est à dire,

$$L(x, y, K\sigma) = G(x, y, K\sigma) * I(x, y)$$

Où :

* : est l'opération de convolution en x et y , est :

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$

- **La localisation des points caractéristiques** : la détection des extrema de l'échelle d'espace produit beaucoup des points caractéristiques candidats dont certains sont instables. Par conséquent, à chaque emplacement d'un point candidat, un modèle détaillé est ajusté pour déterminer l'emplacement et l'échelle. Cela permet de rejeter les points candidats à faible contraste et les points qui se situent le long des contours.

- **L'assignation d'orientation** : Chaque point clé est attribué un ou plusieurs orientations sur la base de l'image des directions du gradient locale local de l'image. fournissant ainsi invariance d'orientation, échelle et localisation pour chaque primitive.

- **Descripteur des points** : Dans cette étape l'algorithme calcul des descripteurs distinctifs pour les points caractéristiques en créant un histogramme des gradients locaux orientés autour de chaque point d'intérêt.

2.1.9 Operateur de Herbert Bay « SURF »

L'algorithme SURF (Speeded up robust features) a été proposé par Herbert Bay [Her06]. Il est revendiqué par ses auteurs à être variant aux changements d'échelle et de rotation et à surperformer les techniques proposés antérieurement. Il est basé sur des

sommes de transformations par ondelettes à deux dimensions de Haar [Haa10] pour approximer la matrice hessienne pour un point donné de l'image.

Étant donné un point $x = (x, y)$ dans une image I , la matrice hessienne $H(x, \sigma)$ dans x à l'échelle σ est définie comme suit :

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix}$$

Tout d'abord, les points caractéristiques sont sélectionnés parmi différents endroits dans l'image, tels que les T-jonctions et les points isolés. Ensuite, le voisinage de chaque point d'intérêt est représenté par un vecteur caractéristique.

2.1.10 Operateur de Chen He et Nelson Yang « basé sur les courbures »

Les points caractéristiques sont extraits en basant sur les propriétés globales et locales des courbures. Il a été proposé par Chen.H et Nelson.Y [Che08] et censé d'être capable de détecter des caractéristiques fines avec précision et à faible coût de calcul :

L'idée principale de Chen et Yung est :

1. Appliquer la détection des contours de Canny [Can86] et d'obtenir une carte binaire des contours.
2. Extraire les bords des contours de la carte de Canny. Lorsque le bord atteint un point final, combler le vide et continuer l'extraction si le point final est presque connecté à un autre point de fin, ou de marquer ce point comme un coin de T-jonction si le point final est presque relié à un contour de bord, mais pas à un autre point d'extrémité.
3. Pour chaque contour, calculer les valeurs de courbure. Puis envisager les maxima locaux comme des coins initiaux dont les courbures absolues sont au-dessus du seuil t et deux fois plus élevées que l'un des minima locaux voisins.

4. Suivre les coins de la plus haute échelle à l'échelle la plus basse pour améliorer l'erreur de localisation.

5. Comparez les coins T-jonction avec d'autres coins et supprimer l'un des deux coins quelconques qui sont proches les uns des autres.

2.2 Synthèse

Comme nous l'avons vu ci-dessus, la précision et la robustesse du détecteur des primitives à un impact direct sur la précision du processus de recalage d'image. Idéalement, le détecteur doit être robuste et en mesure de localiser les mêmes caractéristiques dans les images successives, indépendamment de rotation, translations d'image, et des changements en échelle et d'éclairage.

Cependant de nombreuses études ont montré l'efficacité des différents algorithmes de détection des caractéristiques telles que le détecteur des points d'intérêt de Harris, le descripteur de SIFT (Scale Invariant Feature Transform) et SURF (Speeded Up Robust Features).

Dans [SCH 00] une vue d'ensemble des différents opérateurs été présenté, une étude comparative pratique entre plusieurs détecteurs des primitives a été accompli, où les opérateurs de Harris [HAR 88], Forstner [FOS 94], ainsi que Cottier [COT 94] ont été évalués quantitativement.

Dans [ZUL 04], les auteurs ont présenté une comparaison mathématique entre Harris, et plusieurs autres détecteurs célèbres. Ils ont observé que l'opérateur Harris était le plus stable et robuste.

Plus tard Mikolajczyk [MIK 05] a comparé SIFT avec d'autres descripteurs comme les filtres complexes, la corrélation croisée et les moments invariants. Il a été prouvé que SIFT surpasse les autres algorithmes en termes d'invariance.

Tous les opérateurs cités dans cette section travaillent directement à partir des niveaux de gris des images, mais de façons très diverses. Les uns extraient les coins en estimant la courbure Gaussienne de la surface d'intensité [Bea78] et les autres la

courbure des courbes [Kit82], [Wan92], ou encore en calculant un opérateur combinant les informations des contours et des courbures [Har88].

Toutes ces approches doivent allier performance et précision, ce qui ne s'effectue pas facilement, car les approches rapides souffrent souvent des effets du bruit [Bea78] ou d'une imprécision de localisation [Smi97]. L'opérateur de Harris et Stephens ainsi que de Smith et Brady permet l'obtention rapide de nombreux points significatifs tout en ayant une précision relative, mais celui de Smith et Brady est plus sensible aux bruits. En effet, il est théoriquement robuste, mais dès qu'on le place dans le cas d'images naturelles, il devient extrêmement instable [Ale02], [Thi97]. En revanche, le détecteur de Harris, donne un rendement nettement mieux en présence de bruits. De leur part, les détecteurs SIFT et SURF ont prouvé leur efficacité, robustesse et stabilité vis-à-vis les transformations différentes et les changements de luminosité et d'échelle.

Tout ceci amène à la conclusion évidente qu'il faut choisir l'opérateur en fonction des données que l'on a et en fonction de la précision requise sachant que celle-ci est la plupart du temps inversement proportionnel au temps de Calcul .

3. Sélection des points de contrôle

3.1 Mise en correspondance des points d'intérêts

3.1.1 Notions de bases

Étant donné un couple d'images (image1 « image source », image2 « image cible »), la mise en correspondance ou l'appariement consiste à déterminer, pour un pixel ***P1*** de l'image source, le pixel ***P2*** qui lui correspond dans l'image cible (Fig. III-5).

La tâche de la mise en correspondance des primitives extraites de deux images multi temporelles est délicate. Jusqu'à présent, il n'existe aucune méthode qui peut s'appliquer à n'importe quelle paire d'images. Les méthodes développées sont

généralement basées sur la recherche des meilleurs appariements dans un ensemble fini de candidats à appairer.

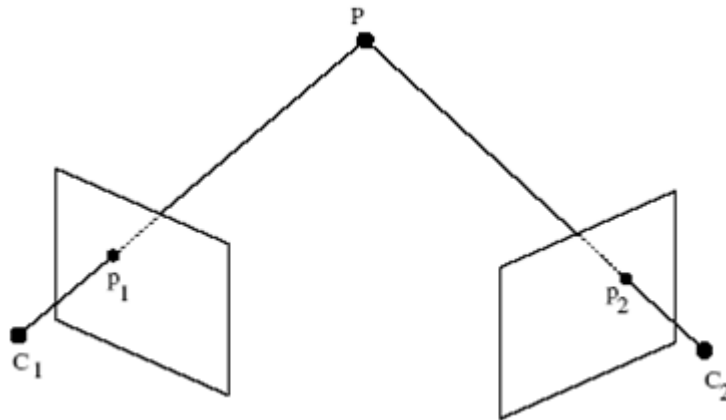


Figure III-5 : principe de mise en correspondance

La qualité d'un algorithme de mise en correspondance est mesurée selon le nombre de primitives appariées, qui doit être le plus élevé possible et au taux d'erreur qui doit être aussi faible possible. Il nécessite un critère permettant de quantifier la ressemblance que l'on peut classer en deux types :

- Photométriques : utilisé essentiellement pour appairer des primitives de type points.
- géométriques : s'applique aux primitives de niveau plus élevé (contours, régions etc.) et caractérisées par des attributs géométriques, tel que : longueurs des segments, angles entre les segments, surfaces et périmètres des régions etc.

3.1.2 Contraintes géométriques

Contrainte épipolaire : c'est la contrainte qui minimise l'ensemble des correspondants potentiels d'un point à une droite dans l'image. Considérons le point p_1 de l'image (Fig. III-6), les points de l'espace qui ont pour image le point p_1 sont situés sur la ligne de vue de direction d_1 . Les correspondants potentiels de p_1 dans l'image2 sont donc

obligatoirement situés sur la projection de la droite d'origine c_1 et de direction d_1 dans l'image2.

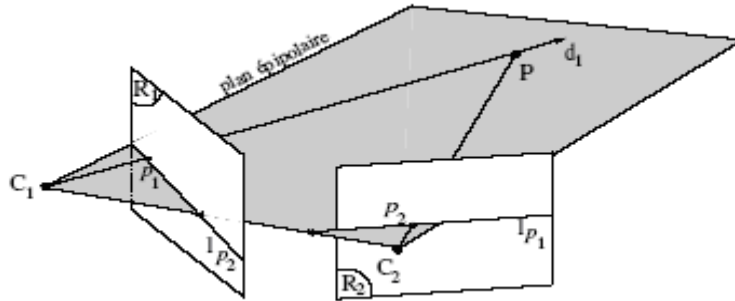


Figure III-6 : Contrainte épipolaire

On appelle la droite des correspondants potentiels de p_1 dans l'image2 droite épipolaire de p_1 .

Contrainte d'unicité : Chaque primitive n'intervient qu'une seule fois, c'est-à-dire que chaque primitive doit avoir un seul correspondant.

Contrainte de continuité de la disparité : elle implique que les primitives voisines spatialement ont des disparités proches.

Contrainte d'ordre : Prenons deux points p et p' appartenant à un même plan épipolaire de deux vues 1 et 2, alors la contrainte d'ordre impose que leurs projections apparaissent dans le même ordre sur les droites épipolaires dans les images 1 et 2 (Fig. III-7). Cette contrainte définit donc pour un point p de l'espace une zone interdite. Par exemple dans les séquences $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ et $\{b_1, b_2, b_3, b_4\}$, si l'élément a_2 est en correspondance avec l'élément b_2 alors les éléments à droite (*resp.* gauche) de a_2 ne pourront pas être appariés qu'avec les éléments à gauche (*resp.* droite) de b_2 . L'algorithme cherche alors l'appariement le plus approprié entre les deux séquences parmi tous les appariements possibles.

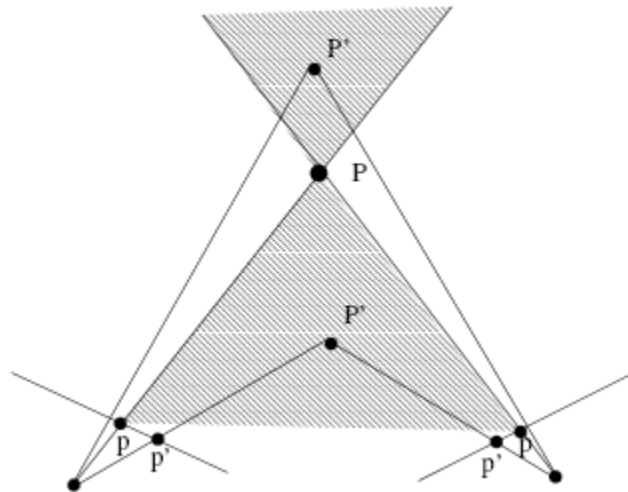


Figure III-7: Contrainte d'ordre

3.2 Principales méthodes de mise en correspondance

3.2.1 Appariement par prédiction et vérification d'hypothèses

Cette méthode se décompose en trois phases [Ben94] :

- **Prédiction d'hypothèses** : consiste à établir un ensemble d'appariements à partir de contraintes locales, tel que la contrainte épipolaire et de critères de ressemblance après avoir extrait les primitives à apparier de chaque image.
- **Propagation d'hypothèses** : a pour but d'élargir le nombre d'appariements générés lors de la phase de prédiction. Il s'agit de propager chacune des hypothèses au voisinage des primitives appariées. Supposons qu'on émette l'hypothèse d'appariement des primitives (P_g, P_d) , la propagation de cette hypothèse consiste à chercher pour les P_{gi} au voisinage de P_g les appariements à des primitives P_{dj} au voisinage de P_d , en utilisant les contraintes de continuité de la disparité et d'unicité par exemple. Les nouvelles hypothèses ainsi générées sont, elles aussi, propagées de manière récursive.
- **Vérification d'hypothèses** : Cette dernière phase sert à comparer les appariements obtenus par la phase précédente. Les appariements retenus sont ceux qui

correspondent au plus grand nombre d'hypothèses compatibles via la contrainte de continuité de la disparité par exemple.

3.2.2 Méthodes corrélatives

Les méthodes corrélatives sont appliquées généralement pour mettre en correspondance les primitives de type point [Kan94]. Elles se basent sur la considération d'une fenêtre autour du point p_1 de l'image1 que l'on veut apparier (Fig. III-8), puis à chercher dans l'autre image le point dont la fenêtre (de même taille que la précédente).



Figure III-8 : Fenêtre de corrélation

La recherche des appariements est basée sur un critère de ressemblance photométrique ; la contrainte épipolaire est utilisée afin de réduire le nombre de candidats d'appariement avant chaque mesure de ressemblance. Après optimisation du critère de ressemblance sur l'ensemble des appariements possibles, des contraintes globales (ordre, unicité, continuité de la disparité) sont ensuite utilisées pour lever certaines ambiguïtés.

Critères de corrélation (mesure de similarité) : Il est nécessaire de bien choisir la mesure de la corrélation pour obtenir des résultats satisfaisants. Les qualités requises pour le critère de corrélation sont :

- ✓ permettre de discriminer nettement un bon appariement parmi les points candidats ;

✓ accepter les différentes formes de bruit présent dans les images (photométrique ou géométrique)

Parmi les critères de corrélation utilisés dans la littérature on peut citer :

- **Le critère SSD** (sum of squared différences) : Il sert à minimiser la somme des différences des intensités sur l'ensemble de la fenêtre de corrélation :

$$\text{SSD}_{\mathbf{x},\mathbf{y}} = -\sum_{i,j} \left(I_1(\mathbf{x} + \mathbf{i}, \mathbf{y} + \mathbf{j}) - I_2(\mathbf{x} + \mathbf{i}, \mathbf{y} + \mathbf{j}) \right)^2$$

Où I_1 et I_2 sont les fonctions d'intensité dans chacune des deux images. Ce critère est très sensible aux différences d'illumination entre les deux images.

- **Le critère ZSSD** (zéro-mean sum of squared différences) : Il a pour but de minimiser la somme des différences de l'écart des intensités par rapport à leur moyenne calculée sur l'ensemble de la fenêtre de corrélation :

$$\text{ZSSD}_{\mathbf{x},\mathbf{y}} = -\sum_{i,j} \left(\left(I_1(\mathbf{x} + \mathbf{i}, \mathbf{y} + \mathbf{j}) - \bar{I}_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \right) - \left(I_2(\mathbf{x} + \mathbf{i}, \mathbf{y} + \mathbf{j}) - \bar{I}_2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \right) \right)^2$$

Où, $\bar{I}_1$ et $\bar{I}_2$ sont les moyennes des fonctions d'intensité dans chacune des deux images sur chaque fenêtre de corrélation centrée en $(\mathbf{x}, \mathbf{y})$. Ce critère permet de mettre en correspondance des surfaces dont l'illumination diffère légèrement.

- **Le critère ZNSSD** (zero-mean normalized sum of squared differences) : Il est utilisé pour minimiser la somme des différences des intensités filtrées par la moyenne sur l'ensemble de la fenêtre de corrélation, normalisée par la variance locale des intensités :

$$ZNSSD_{\mathbf{x},\mathbf{y}} = \frac{-\sum_{\mathbf{i},\mathbf{j}} \left(\left(I_1(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j}) - \bar{I}_1(\mathbf{x},\mathbf{y}) \right) - \left(I_2(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j}) - \bar{I}_2(\mathbf{x},\mathbf{y}) \right) \right)^2}{\sqrt{\sum_{\mathbf{i},\mathbf{j}} \left(I_1(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j}) - \bar{I}_1(\mathbf{x},\mathbf{y}) \right)^2} \sqrt{\sum_{\mathbf{i},\mathbf{j}} \left(I_2(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j}) - \bar{I}_2(\mathbf{x},\mathbf{y}) \right)^2}}$$

- **Le critère CC** (cross-corrélation) : Le critère CC est le produit scalaire des deux vecteurs d'intensité :

$$CC_{\mathbf{x},\mathbf{y}} = \sum_{\mathbf{i},\mathbf{j}} I_1(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j}) I_2(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j})$$

- **Le critère ZNCC** (zero-mean normalized cross-correlation) : *Est* une fonction qui mesure la similarité entre deux régions différentes, Plus il est proche de 1, plus les régions sont semblables. Il est relativement insensible aux différences d'illuminations entre les images et il fait partie des mesures les plus utilisés en vision par ordinateur en raison de sa robustesse et de sa rapidité.

$$ZNCC_{\mathbf{x},\mathbf{y}} = \frac{\sum_{\mathbf{i},\mathbf{j}} \left(I_1(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j}) - \bar{I}_1(\mathbf{x},\mathbf{y}) \right) \left(I_2(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j}) - \bar{I}_2(\mathbf{x},\mathbf{y}) \right)}{\sqrt{\sum_{\mathbf{i},\mathbf{j}} \left(I_1(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j}) - \bar{I}_1(\mathbf{x},\mathbf{y}) \right)^2} \sqrt{\sum_{\mathbf{i},\mathbf{j}} \left(I_2(\mathbf{x}+\mathbf{i},\mathbf{y}+\mathbf{j}) - \bar{I}_2(\mathbf{x},\mathbf{y}) \right)^2}}$$

Comparaison entre les critères de mise en correspondance : Dans la pratique, les critères qui donnent les meilleurs résultats sont ZSSD, ZNSSD et ZNCC [Dev97]. Les critères ZSSD et ZNSSD donnent des résultats comparables, mais ZNSSD requiert en plus le calcul des variances des images et si la rapidité d'exécution est un critère déterminant, donc le premier est le critère préféré. ZNCC donne des résultats de qualité similaire, sauf qu'il met plus facilement en correspondance des zones d'intensités très différentes.

Corrélation robuste : Un des inconvénients de la corrélation est qu'elle donne des résultats médiocres dans les contours des objets. Ces défauts peuvent être corrigés par une seule façon qui est d'effectuer un double appariement, en prenant la première image en référence d'une part et l'autre d'autre part. Une corrélation d'un pixel est alors validée lorsque la corrélation inverse dans l'autre sens d'appariement permet de retomber sur le même pixel (Fig. III-9). Cette méthode, proposée par Fua [Fua91], diminue le nombre d'appariements erronés.

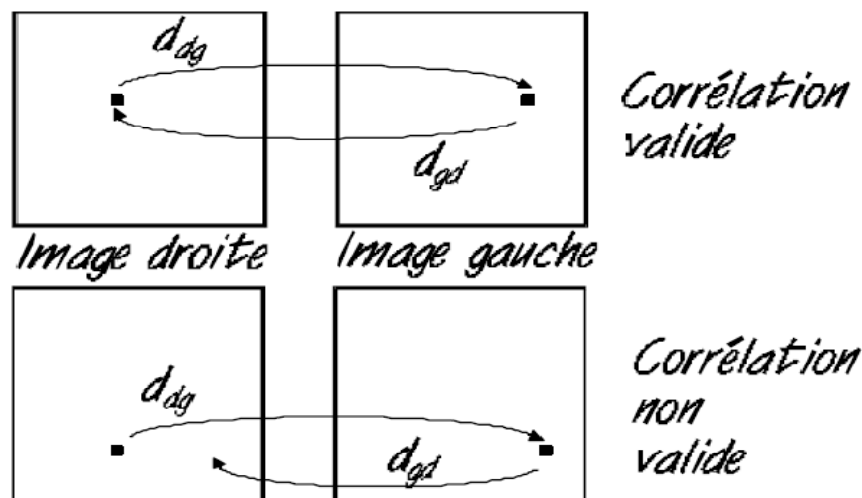


Figure III-9 : Validation d'un appariement

3.2.3 Méthodes basées sur la programmation dynamique

Le problème de l'appariement peut être posé sous forme de recherche d'un chemin optimal dans un graphe [Lee94], [Oks94]. Il s'agit au départ d'utiliser la contrainte épipolaire et de considérer à chaque fois deux droites épipolaires conjuguées. Un graphe qui représente tous les appariements possibles est obtenu. Ce dernier peut être matérialisé par une matrice à deux dimensions, où chaque dimension est définie par les primitives de chacune des droites épipolaires gauche et droite. Chaque sommet du graphe correspond à un élément de la matrice qui représente un coût déterminé à partir d'une mesure de ressemblance qui indique la qualité de l'appariement de deux

primitives. Un chemin du graphe se constitue d'une séquence de paires de primitives gauche et droite. Le coût d'un chemin est calculé en fonction de celui affecté à chaque paire qui le constitue. L'objectif est donc de trouver un chemin optimal (de coût minimum) dans ce graphe. La nature de la recherche d'un chemin optimal, qui est liée au principe de la programmation dynamique, impose les deux contraintes d'ordre et d'unicité. Au final, pour toutes les combinaisons d'appariements valides, une mesure de ressemblance est calculée et la combinaison de séquence qui a obtenu le plus grand score de mise en correspondance est conservé.

3.2.4 Méthodes séquentielles

La définition des algorithmes séquentiels de mise en correspondance se fait selon les principes suivants :

- L'appariement des primitives s'effectue séquentiellement en explorant les droites épipolaires conjuguées du début à la fin.
- Lorsqu'un couple de primitives est apparié, il sert de base pour trouver l'appariement suivant.

Plus précisément, il s'agit d'analyser les listes de primitives $G(i)$ et $D(j)$ situées sur les droites épipolaires conjuguées en faisant croître les indices i et j . Le principe consiste à utiliser la dernière paire valide pour trouver le prochain couple à appairer.

Ayant constaté quelques faux appariements dans ses séquences d'images les auteurs de [Bur95] ont proposé une exploration bidirectionnelle des listes de primitives gauches et droites.

3.2.5 Méthode bidirectionnelle

Elle est constituée de deux passes basées sur la méthode séquentielle. La première passe, du début vers la fin des images, s'appelle l'analyse progressive et la seconde passe est effectuée de la fin vers le début. Il s'agit de l'analyse rétrograde, où chaque analyse fournit une liste de paires valides.

Une comparaison des deux listes permet ensuite d'éliminer certaines erreurs d'appariement [Haz04]. Les paires valides qui sont retenues doivent respecter les contraintes d'ordre et d'unicité.

Trois types de situations peuvent être rencontrées :

- *Une paire $\{G(i), D(j)\}$ apparaît dans les deux listes* : Dans ce cas, la paire a été appariée deux fois. Elle est donc rangée dans la liste définitive.
- *Un point de contour d'une image est apparié à deux points de contour différents de l'autre image* : La contrainte d'unicité nous oblige de choisir parmi ces deux appariements. Le couple qui respecte la contrainte d'ordre avec le couple précédemment stocké est conservé dans la liste définitive. Si les deux couples vérifient la contrainte d'ordre, celui qui présente la mesure de similarité la plus élevée est gardé.
- *Une paire $\{G(i), D(j)\}$ n'est présente que dans une seule liste* : Dans ce cas, la paire est conservée si elle vérifie la contrainte d'ordre avec le dernier couple stocké dans la liste définitive.

Cette méthode est lourde à mettre en œuvre, car elle nécessite d'effectuer deux passes ainsi qu'une comparaison des résultats fournis par les deux analyses. De plus, le point faible de l'algorithme réside dans le fait que toute erreur d'appariement se propage dans le plan de mise en correspondance.

3.2.6 Méthode hiérarchique

Cette méthode a été initialement développée pour la reconstruction de terrain à partir de 2 vues aériennes, avec une hiérarchie qui est produite à partir d'une paire d'images.

La construction de la pyramide est simple : la réduction d'image se fait par calcul de la moyenne des pixels dans un carré de 2 pixels sur 2 pixels, ensuite les quatre pixels sont remplacés par un seul pixel dans l'image de résolution inférieure et ainsi de suite.

Après la création de ces pyramides, on commence par l'image de gauche de plus haute résolution en cherchant les points d'intérêts (coins, lignes, points lumineux etc.) ;

les coordonnées de ces points sont ensuite extraites jusqu' à l'image de la plus basse résolution. Le point sélectionné dans l'image de résolution inférieure permet d'initialiser une zone de recherche pour trouver le correspondant du point recherché à cette résolution. Cette stratégie est poursuivie jusqu'à l'obtention d'une image de plus haute résolution.

3.2.7 Approche par algorithmes génétiques

Un algorithme génétique est une procédure itérative qui utilise un ensemble de solutions potentielles pour un problème donné.

Grâce à un codage spécifique, une fonction d'évaluation des solutions (fonction fitness) est construite ; l'algorithme est ensuite mis en œuvre pour explorer l'espace des solutions, à partir d'une population initiale de solutions et par application d'opérations de sélection, de croisement et de mutation.

D'une manière générale, les AGs (algorithmes génétiques) sont différents des méthodes classiques, et ne dépendent pas du problème traité. Leurs spécificités concernent :

- La manipulation directe d'un codage des paramètres et non les paramètres eux-mêmes.
- L'exploration au moyen d'une population de points, au lieu d'un point unique.
- L'exploration des données des problèmes uniquement. En pratique, seules les valeurs de la fonction d'évaluation sont utilisées, sans faire appel à sa dérivée ou d'autres connaissances auxiliaires.
- L'utilisation de règles de transition stochastiques permettant une exploration globale et efficace de l'espace de recherche des solutions.

3.2.8 Méthodes basées sur les réseaux de neurones

Dès 1976, Marr et Poggio [Mar76] ont développé un algorithme itératif faisant coopérer les contraintes de continuité de la disparité et d'unicité. Ils ont démontré que cet algorithme pouvait être implanté en utilisant un réseau de neurones artificiel à différentes combinaisons de coordonnées spatiales et de disparités et dont les poids de connexions sont calculés au préalable. Les neurones sont connectés de façon à ce qu'il y ait excitation entre les neurones correspondant à des appariements qui représentent des disparités voisines et inhibition entre les neurones correspondants à des appariements conflictuels. Khotanzad et al. [Kho93] ont considéré le problème de mise en correspondance comme une application d'un ensemble d'appariements initiaux, tout en vérifiant la contrainte épipolaire, vers l'ensemble des appariements corrects.

Les primitives utilisées sont les pixels des deux images. L'application est implantée sur un réseau de neurones multicouche en effectuant l'apprentissage par rétro propagation du gradient. En utilisant cette technique, seule la contrainte épipolaire est imposée explicitement. Les autres contraintes (unicité et continuité de la disparité) sont codées par le réseau au cours de l'apprentissage.

Plus récemment, Cruz et al. [Cru95] ont proposé d'apparier des segments de droite en utilisant un réseau de neurones multicouche.

3.3 Elimination des faux appariements avec l'algorithme RANSA

L'algorithme RANSAC (Random Sample And Consensus) a été introduit Par Fischler et Bolles [FIS81] comme une méthode pour estimer les paramètres d'un certain modèle en présence de grandes quantités de données aberrantes. RANSAC a été largement utilisé par la communauté des chercheurs de la vision par ordinateur et le traitement d'image pour servir de nombreuses fins et plusieurs modifications ont été proposées pour améliorer la vitesse de l'algorithme, la robustesse et la précision de la solution et à diminuer la dépendance de l'utilisateur [Wan04b] ,[Tor05],[Zul05].

Cependant, malgré ces différentes modifications, l'algorithme RANSAC est essentiellement composé de deux étapes qui sont répétées dans un processus itératif :

Premièrement, un jeu d'échantillons minimales (*Minimal Sample Set (MSS)* : *Le plus petit ensemble de données nécessaires pour estimer les paramètres d'un certain modèle par, exemple le MSS pour estimer les paramètres d'une ligne est de cardinal 2*) sont choisis au hasard dans l'ensemble de données d'entrée et les paramètres du modèle sont calculés en utilisant uniquement les éléments de la MSS.

Dans la seconde étape RANSAC vérifie la compatibilité des éléments de tout l'ensemble de données avec le modèle instancié avec les paramètres estimés dans la première phase. L'ensemble de ces éléments est appelé L'ensemble des Consensus (Consensus Set (CS) : L'ensemble des données qui correspondent à un certain modèle dans une tolérance donnée). RANSAC se termine lorsque la probabilité de trouver un meilleur jeu de consensus descend en dessous d'un certain seuil.

CHAPITRE IV :

METHODES ICONIQUES

DE RECALAGE ET

TECHNIQUES

D'OPTIMISATION

1. Introduction

Le problème de recalage des images peut être abordé comme étant un problème de combinatoire, où l'on cherche à trouver la transformation optimale pour le recalage parmi toutes les combinaisons possibles des translations et des rotations. En effet il n'est pas évident de parcourir tout l'espace de recherche d'une façon séquentielle, mais il est plus intéressant de faire recours aux stratégies d'optimisations pour qu'on puisse converger vers l'optimum recherché dans un temps minimal.

Dans ce chapitre on se focalise sur la description détaillée des méthodes de recalage iconiques, avec une exhibition d'un serval sur des techniques d'optimisation et leur apport dans le domaine de recalage. L'accent est mis sur l'algorithme d'optimisation basé sur les systèmes immunitaires artificiels (AIS) et plus précisément sur l'algorithme de la sélection clonale (CSA).

Le problème abordé peut être formulé comme suit :

Pour deux images ***I1*** (image source à recaler) et ***I2*** (image Cible ou de référence), nous devons déterminer la transformation géométrique ***T*** qui fournit la correspondance la plus précise entre ces images.

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

- ***θ*** est la rotation ;
- ***X*** et ***Y*** : sont les translations sur les coordonnées ***x*** et ***y***.

Il s'agit alors de définir une stratégie de recherche pour explorer « pertinemment » cet espace de recherche et une mesure quantitative « adéquate » qui évalue la correspondance entre les deux images.

2. La stratégie de recherche

D'une manière générale, le but de l'optimisation est de définir une stratégie de recherche efficace pour trouver la transformation optimale T^* en explorant l'espace de recherche R^3 tels que :

$$T^* = \underset{T \in R^3}{\operatorname{argmax}} (F(I_2, T(I_1)))$$

Où F est la fonction d'affinité, elle représente la mesure de similarité entre I_2 et I_1 transformée avec une transformation rigide T de l'espace de recherche.

La figure (Fig. V-1) présente le schéma générale pour recaler de façon optimale, deux images. Le processus consiste à calculer la mesure de similarité à chaque itération entre l'image I_1 transformée par la transformation T générée par le « mécanisme » d'optimisation choisi et l'image I_2 . Le test d'arrêt du « processus de recalage » est défini selon la valeur de la mesure de similarité estimée.

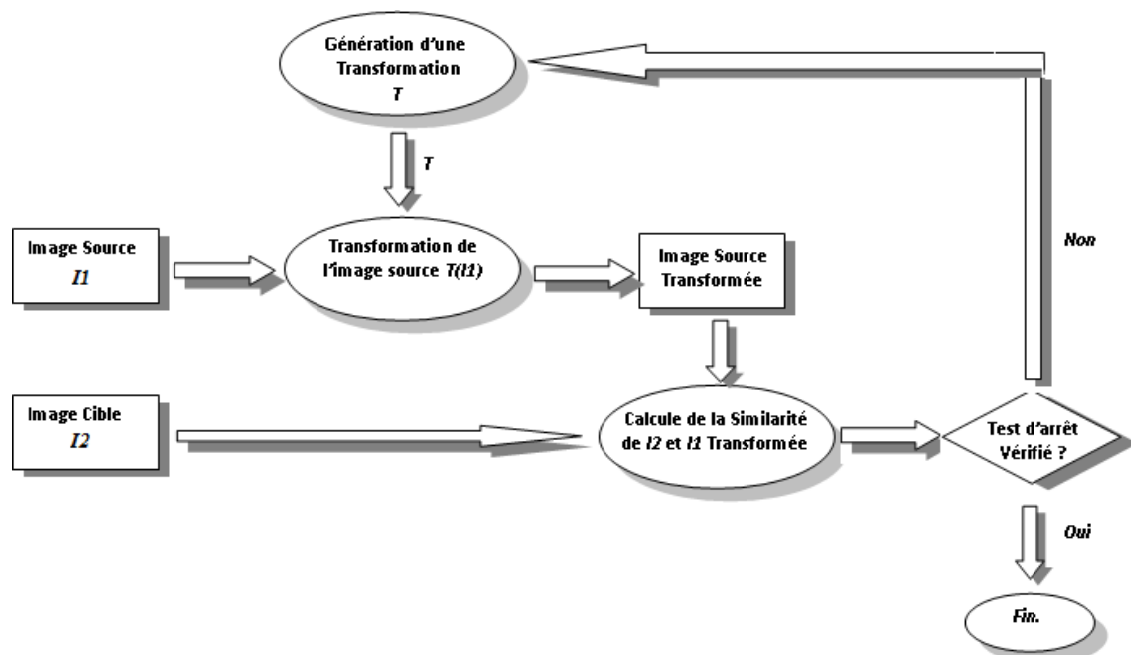


Figure IV-1. Processus de recalage iconique

3. Mesures de similarité dense

La tâche de recalage consiste à définir une fonction de similarité qui montre à quel point l'image cible et l'image source s'adaptent de telle sorte qu'il faut comparer toute l'information obtenue par les intensités des images à recaler.

Plusieurs études ont montré la capacité et l'efficacité des mesures de similarité basées sur l'information mutuelle (IM) dans le domaine de recalage des images [Ing02], [Che03]. Dans [Arl03] les auteurs prouvent que les algorithmes de recalage basés sur (IM) surpassent ceux utilisant la différence quadratique moyenne (MSD) et la corrélation croisée normalisée (NCC) comme mesure de similarité. D'autres [Pet11] ont utilisé l'IM pour le recalage des images satellites multimodales. Ils ont utilisé l'approximation simultanée stochastique de perturbation de premier ordre (SPSA) comme optimisateur ; mais ces travaux nécessitaient l'utilisation d'informations supplémentaires telles que les modèles numériques de terrain (MNT) et les points de contrôle au sol (GCP) pour un pré ortho-rectification des images avant d'être utilisé dans le processus de recalage. Dans [Iba02] une plateforme de recalage basées (IM) est présentée ; elle peut être considérée comme une preuve de l'efficacité de l'IM dans ce domaine, mais l'intérêt croissant du recalage dans l'analyse d'images et le temps de calcul considérable a conduit les auteurs [Ayl07] à réfracter le cadre de leurs travaux pour surmonter ces limites en prenant avantage des calculs parallèles, des systèmes à mémoire partagée et des capacités des multiprocesseurs pour optimiser le processus de maximisation de l'IM. Les résultats indiquent que l'optimisation peut diminuer le temps par un facteur de 6 fois ou plus.

L'entropie est une mesure statistique définie par Shannon en 1948 [Sha84], elle résume la quantité d'information due à une source. L'entropie de deux images $I1$ et $I2$ notée par $H(I1)$ et $H(I2)$, respectivement est calculée comme suit :

$$H(I1) = - \sum P_{I1}(i1) \log P_{I1}(i1)$$

$$H(I2) = - \sum P_{I2}(i2) \log P_{I2}(i2)$$

Où P_{I1} et P_{I2} sont la distribution de probabilité marginale du niveau d'intensité de $I1$ et $I2$, respectivement.

L'entropie d'une image est un indicateur de sa complexité. Si l'image est uniforme et ne possède qu'une couleur, son entropie est nulle. Plus l'entropie est élevée plus l'image est aléatoire.

L'entropie conjointe de $I1$ et $I2$ est la suivante :

$$H(I1, I2) = - \sum P_{I1I2}(i1, i2) \log P_{I1I2}(i1, i2)$$

L'information mutuelle (IM) est une mesure de l'entropie relative entre $I1$ et $I2$. Elle mesure la dépendance statistique de $I1$ et $I2$. Elle peut également être décrite comme une mesure de redondance, de l'information et elle est calculée comme suit :

$$IM(I1, I2) = H(I1) + H(I2) - H(I1, I2)$$

L'information mutuelle est nulle si et seulement si les variables sont indépendantes. Elle augmente lorsque la dépendance augmente.

L'histogramme conjoint entre $I2$ et $T(I1)$ pour déterminer leur distribution commune et cela en enregistrant les occurrences de chaque paire de valeurs de Pixel dans $I2$ et $T(I1)$ est calculé.

On déduit les histogrammes marginaux X et Y correspondant à $T(I1)$ et à $I2$ de l'histogramme joint comme suit :

$$p(X) = \sum p(X, Y = y_i)$$

et

$$p(Y) = \sum p(Y, X = x_i)$$

Lorsque les deux images sont indépendantes l'information mutuelle est égale à zéro et elles sont parfaitement alignées lorsque l'IM est maximale. Par conséquent, l'IM peut être utilisé comme une mesure de similarité qui indique par son maximum la meilleure adéquation entre l'image cible et source.

4. Techniques d'optimisation

En télédétection et plus précisément dans le recalage des images satellitaires, ils existent plusieurs techniques d'optimisation de la recherche de transformation optimale.

Viola et Wells [Vio97] ont maximisé l'information mutuelle en utilisant la descente de gradient comme méthode d'optimisation.

Les auteurs de [Thé96] et [Thé98B] ont employé de diverses méthodes comme les « spline pyramides » [Uns93] et la fenêtre de Parzen [Par61] pour réaliser le recalage d'image à base d'informations mutuel.

Frederik Maes et al. [Fre97] ont utilisé la méthode de Brent et la méthode de la direction multidimensionnelle de Powell.

Dans [Dre05] les auteurs ont présenté un état de l'art des métas-heuristiques à base des algorithmes de colonie de fourmis. Ils ont proposé deux méthodes d'optimisation possible basées sur cet algorithme. Le premier algorithme est nommé CHEDA, il considère les algorithmes de colonies de fourmis comme étant des algorithmes probabilistes qui manipulent un échantillonnage de distribution, en augmentant la probabilité d'explorer les meilleures solutions à chaque itération.

L'autre algorithme nommé DHCIAC est basé sur les systèmes multi-agents, l'idée est de créer un algorithme de colonies de fourmis interagissant via un système de communication propre. Tfaïli [Tfa07] a proposé une plate-forme de test des méta-heuristiques nommée OMetaH. Il a ainsi testé l'algorithme DHCIAC développé par Dreco et les résultats ont été assez prometteurs.

Dans [Nak07], [Coo08], les auteurs ont évalué différentes méta-heuristiques. Ils ont présenté par ailleurs l'optimisation par Essaims Particulaires (OEP) qui est une méta-heuristique mise au point par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [Ken95], qui se sont inspiré du modèle développé par Craig Reynolds à la fin des années 80 afin de simuler les mouvements d'un groupe d'oiseau. Elle fait à son tour intervenir des agents portant individuellement un comportement simple et pouvant communiquer entre eux afin de faire émerger des comportements complexes. Cet algorithme permet d'avoir un paramétrage automatique de l'OEP dépendant de la définition de la fonction objective et du critère d'arrêt. Cependant, il est à signaler que L'OEP ne peut pas résoudre tous les problèmes avec exactitude [Lag08].

Les algorithmes génétiques (AGs) ont aussi été utilisés comme algorithmes d'optimisation notamment dans le domaine de recalage des images. Ils sont une classe particulière des algorithmes évolutionnaires qui utilise les techniques inspirées de la biologie évolutionnaire telle que la transmission, la mutation et le croisement. Ils sont mis en application comme étant une simulation dans laquelle une population des représentations abstraites (appelées des chromosomes) des solutions candidates (appelées des individus) à un problème d'optimisation évolue vers de meilleures solutions.

Jean-Jose Jack et Christian Roux [Jac95B] ont présenté une méthode basée sur les AGs pour résoudre le problème de recalage de volume-à-volume et de surface-à-volume dans l'imagerie médicale 3D.

S.Meshoul et al. [Mes02] ont décrit une solution pour l'alignement d'image basé sur les algorithmes génétiques (AGs) en tant que stratégie de recherche. D'autres auteurs

([Ram03], [Chi04], [Zso06]), ont à de leur tour rapporté l'utilisation des AGs pour trouver les différents paramètres de transformations dans le recalage d'image.

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) ont aussi été utilisés dans la littérature comme étant une des techniques d'optimisation bio-inspirées.

Dans [Ban00] les réseaux de Hopfield [Hop82] sont utilisés pour le recalage des images médicales multimodales.

Heng Liua et al. [Hen06] ont proposé un réseau de neurone à trois-couche pour recaler des images 3D.

Les auteurs de [Min06] et [Lif06] ont présenté une application des réseaux de neurones au problème de fusion d'image de multicapteurs basé sur l'utilisation des régions d'image.

Lifeng Shang et al.[Lif06] ont employé les réseaux de neurone pour le recalage multi et mono modales d'images.

5. L'optimisation par l'utilisation des AIS

5.1 Système immunitaire naturel (NIS)

Le système immunitaire est une collection de cellules, de molécules et d'organes qui forment des systèmes complexes et énormes d'autodéfense avec des possibilités distinguées d'apprentissage, de mémorisation et d'adaptation [Cas03]. Il peut habituellement protéger le corps humain contre les cellules exogène et internes, et ainsi capable de percevoir et de combattre le dysfonctionnement de nos propres cellules (individu infectieux) et l'action des micro-organismes infectieux exogènes (non-individu infectieux). Il se compose d'une grande variété de cellules, dont les lymphocytes ou les cellules blanches.

Une réponse immunitaire signifie la réaction du système immunitaire suite à une agression de l'organisme. Elle s'exprime principalement par actions des cellules

lymphocytes B (ou cellule B), qui, ont la responsabilité de sécréter des anticorps et de cellules lymphocytes T (ou cellule T) qui incluent le règlement d'autres actions de cellules et attaquent directement les cellules infectées.

Quand une cellule B identifie une molécule étrangère qui venant d'une bactérie ou d'un autre envahisseur, appelé l'antigène, elle se reproduit en des copies identiques (clones).

Le choix de cellules B est basé sur leur affinité antigénique. Après la prolifération de cellules B, la correspondance entre les anticorps et l'antigène pourra être meilleure en permettant la mutation, et l'affinité de clones devient mieux mature.

Finalement, les cellules de basse affinité sont détruites et deviennent des cellules de plasma et une mémoire immunisée qui se rappelle de la forme de l'antigène pendant une intrusion probable est établie.

5.2 Systèmes immunitaires Artificiels (AIS)

Les systèmes immunitaires Artificiels ont été définis comme des systèmes adaptatifs, inspirés par l'immunologie théorique et les fonctions immunitaires observées [Cas02].

On les considère [Aca04] comme un genre émergent des méthodes de calculs intelligents biologiquement inspirées pour la résolution des problèmes réels. Ceci est motivé par le fait que les mécanismes naturels par lesquelles le corps humain atteint son immunité, suggèrent des nouvelles idées pour la communication, l'apprentissage en reconnaissance des formes.

Dans [Cas00] les auteurs adaptent l'algorithme de sélection négative (NSA) pour l'inspection et la segmentation d'image. Des méthodes d'optimisation immunitaires Artificielles (AIO) telles que celles basées sur l'algorithme de sélection clonale (CSA) ont été appliquées avec succès pour s'occuper de nombreux problèmes d'optimisation [Cas01], l'apprentissage des machine et les tâches de reconnaissance de formes avec des performances supérieures par rapport aux approches classiques [Haj99], ils sont été présenté comme des approches qui permettent de surmonter ses restrictions [Wan04a].

5.2.1 Représentation des éléments des AIS

Les systèmes immunitaires artificiels sont une catégorie d'algorithmes basés sur plusieurs concepts liés au fonctionnement des systèmes immunitaires naturels. Ils exploitent les caractéristiques du système immunitaire pour ce qui est de l'apprentissage et de la mémorisation comme moyen de résolution de problèmes [Cas02]. Ils nécessitent l'utilisation d'un ensemble de concepts :

- **Antigène** : Il représente la solution optimale du problème S^* . Pratiquement c'est le but à atteindre par l'algorithme de recherche parmi la population de toutes les solutions possibles à un problème donné.
- **Anticorps** : Une population d'anticorps est un ensemble de solutions possibles au problème.
- **Clone** : un clone a aussi la même structure comme une solution.
- **Affinité d'Anticorps-Antigène** : C'est la fonction à maximiser, elle représente la similitude Anticorps-Antigène.

5.2.2 Description de l'algorithme clonale

L'algorithme de la sélection clonale (CLONALG) présenté la première fois par Rumelhart [Rum86] est l'une des techniques inspirées du fonctionnement des systèmes immunitaires naturelle.

Le processus se déroule par itération à partir d'une estimation initiale des paramètres « optimaux », la fonction d'affinité est successivement calculée et optimisée pour chaque itération jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt fixé. Pour une population (**Ab**) d'anticorps il peut être résumé en six étapes (Fig. VI-2) :

1. Initialiser aléatoirement la population d'anticorps (**Ab_{init}**) qui est l'ensemble des solutions potentiels. Elle comprend un ensemble de candidats de solutions (**Ab**) composés du sous-ensemble de cellules de mémoire (**M**) et de la population qui reste (**Ab_r**), tel que :

$$Ab = Abr + M$$

2. A partir de la mesure d'affinité F calculée, on détermine un vecteur f qui contient l'affinité de tous les N anticorps, ensuite sélectionner les n plus élevés, composant un nouvel ensemble d'anticorps de haute affinité $Ab \{n\}$.

3. Les n meilleures solutions sélectionnées de la population seront clonées (reproduites) de manière indépendante et proportionnellement à leurs affinités antigéniques, générant une population temporaire de clones (C). La taille de la population clone est donnée par :

$$N_c = \sum_{i=1}^n \text{round} \left(\frac{\beta * N}{i} \right)$$

Où : N_c est la quantité totale de clones générés pour l'antigène, β est un facteur multiplicateur et N est la quantité totale d'anticorps.

4. La population de clones C est soumise à un processus de maturation de l'affinité et génère une population d'anticorps muté (C^*). Le taux de mutation de chaque individu est inversement proportionnelle à sa « fitness » tels que :

$$\alpha = e^{\rho F}$$

Où : ρ est un facteur de control de la désintégration. ρ et F sont normalisées dans l'intervalle $[0, 1]$.

Mutation : elle vise à modifier l'information génétique par la modification de la valeur des gènes en utilisant l'écart-type d'une distribution normale centrée, donnée par la formule :

$$a_i^* = a_i + \alpha \cdot X$$

Où : α est le taux de maturation, il est utilisé pour améliorer la convergence, ai^* est la valeur mutée du gène sélectionné ai et X est une variable aléatoire dans l'intervalle $(0, ai)$.

5. De cet ensemble de clones matures C^* , les n anticorps ayant une affinité plus élevés sont choisis pour composer l'ensemble de la mémoire.

6. Enfin, remplacer les anticorps d'affinité plus basse de la population par les nouveaux individus sélectionnés à l'étape 5.

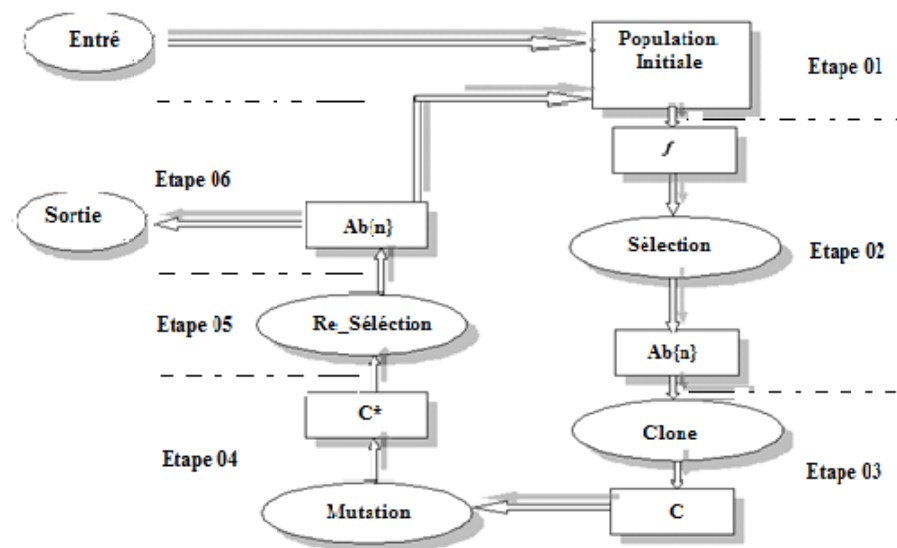


Figure IV-2. Description du schéma d'optimisation utilisant le principe de la sélection clonal (CLONALG)

CHAPITRE V:
CONCEPTION ET
REALISATION

1. Introduction

L'application porte sur la détection des changements à long terme à partir des images satellitaires multi-temporelles. Cette détection ne peut être faite que si la comparaison entre les différentes images est possible. Des traitements intermédiaires sont alors indispensables pour remédier à certaines contraintes de complexité et de temps de calcul.

La mise en œuvre et la validation des différentes techniques et stratégies de recalage proposées dans le contexte de notre contribution dans le domaine de recalage des images satellitaires de haute résolution s'est axée essentiellement sur :

- L'implémentation de l'approches géométriques basée respectivement sur des détecteurs des points d'intérêts qui ont prouvé leur efficacité, stabilité et invariance eu égard bruits et changements d'intensité. Les résultats sont confronté avec ceux obtenus à partir de la sélection manuelle des points de contrôle et avec ceux de l'application mise en œuvre par les chercheurs de INPE (national institute for space research (Brazil)) avec la coopération du laboratoire de vision (electrical and computer engineering department, USHB (USA)). Ce système englobe plusieurs techniques d'extraction automatique des points d'intérêts à savoir la transformation en ondelettes et l'extraction des centres de gravité des segments les plus correspondants après une étape de segmentation [Fed02],[Nayan].

- L'implémentation de l'approche iconique de recalage basée sur les AIS en tant que stratégie d'optimisation et l'information mutuelle comme mesure de similarité dense. Les résultats obtenus sont comparés à ceux obtenus avec les résultats de l'approche géométriques sus citée, ainsi qu'avec l'algorithme de recalage iconique basé sur les algorithmes génétiques (AGs), pour montrer l'apport des AIS en matière de convergence par rapport aux AGs.

2. Matériels et méthodes

L'indisponibilité des images satellites multi temporelles, nous a conduites à simuler des déformations géométriques entre ces dernières afin de tester et valider notre approche de recalage. Cette simulation a été réalisée par l'application de transformations rigides (rotation et translation aux axes x et y) aléatoires sur des images satellitaires provenant de différents satellites. Les possibilités de l'existence de situations dans lesquelles la trace du satellite n'est pas identique et l'orientation de l'image n'est pas la même ont été envisagées et prises en comptes.

Dans un premier temps une séquence d'images « synthétique » résultats des transformations rigides simulées a été créée. Cette séquence comprend :

- ✓ 49 images « synthétique » créées à partir d'une image spot5 de résolution 2.5m. ces images représentent la ville de Copenhague au Danemark et sont prises à la date du 15/10/2003 (Fig. V-1). Nous disposons donc de 50 images représentant la ville de Copenhague.

- ✓ 49 images « synthétique » créées à partir d'une image Ikonos multi spectrale de haute résolution (0,8 mètre de résolution). Ces images représentent une zone urbaine du port de Rio de Janeiro, au Brésil et sont prises à la date du 20 avril 2002 (Fig. V-2). Nous disposons donc de 50 images représentant le port de Rio de Janeiro.

Dans un second temps nous avons utilisé une série multi temporelle d'images de haute résolution, du capteur satellitaire QuickBird de résolution de 0,8 mètre:

- ✓ La première image capturée le 6 Novembre 2004 représente la ville Yushu en Chine avant un séisme catastrophique (Fig. V-3.a).

- ✓ Et la seconde image capturée le 15 Avril 2010, représente la ville après le séisme (Fig. V-3. b).

Une autre série d'images multi temporelle provenant du capteur du satellite Worldview-2 (avec 0,5 mètre de résolution) représentant une base de missiles iranienne située dans Bid Kaneh , près de Téhéran et détruite par une explosion accidentelle en

2011. La première image a été capturée avant l'explosion le 3 Novembre, 2011 (Fig. V-4.a) et la seconde qui représente la base détruite a été prise le 22 Novembre 2011 (Fig. V-4. b).



a. Image originale



b. L'image après la déformation

Figure V-1. : Copenhagen – Danemark. [Spot5]



a. Image originale



b. L'image après la déformation

Figure. V-2. Port de Rio de Janeiro. [Ikono]



a. Image avant le séisme



b. Image après le séisme

Figure. V-3. La ville de Yushu, Chine. [Quick]



a. La base avant l'explosion



b. La base détruite

Figure V-4. Base de missiles. Téhéran. [World]

3. Expérimentations

3.1 Approche géométrique

Globalement, la démarche adoptée pour recalibrer deux images est schématisée par la figure (cf. chap. III, Fig. III-1).

3.1.1 détection des points d'intérêts

Dans le cas des images satellitaires, il n'est pas évident de rechercher des structures géométriques telles que des lignes ou des droites, car les images ne sont pas toujours structurées.

La recherche de points d'intérêts serait plus intéressante. Pour cela nous avons opté pour l'utilisation de différents détecteurs des points d'intérêts connus dans la littérature par leur robustesse, fiabilité et invariance eu égard le bruit, translations et rotations : Harris, SURF, SIFT et celui basé sur les propriétés des courbures (cf. chap. III. § 2.).

En pratique la sélection manuelle des points d'intérêts est utilisée mais elle est très laborieuse et gourmande en temps, ce qui constitue un grand inconvénient du point de vue temps.

Nous avons choisis de représenter les résultats graphiques de l'extraction des points d'intérêt sur un couple d'images de taille (250x250 pixels) de la première base d'images synthétique concernant la ville de Copenhague (Fig. V-1). Notons que l'image1 représente l'image source et l'image2 représente l'image cible.

La figure (Fig. V-5) présente les points d'intérêt extraits avec le détecteur HARRIS, ou en moyenne 1200 points correspondants aux pixels ou un changement d'intensité à son voisinage à été relevé.

La figure (Fig. V-6) présente les points d'intérêts extraits en utilisant le détecteur SURF, en moyenne 1400 points sont extraits.

La figure (Fig. V-7) présente le résultat du détecteur SIFT qui est à son tour très fort en matière de robustesse et d'invariance aux bruits et aux différents changements. Sur nos images de 250*250 pixels il extrait en moyenne 400 points d'intérêts.

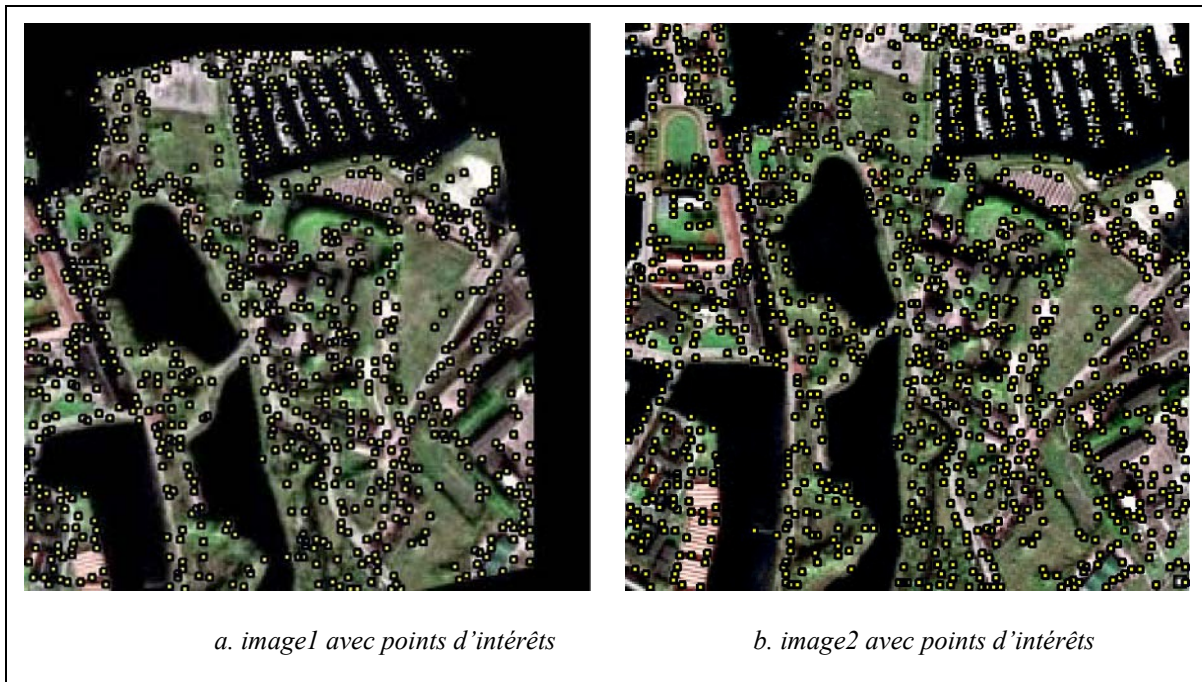


Figure V-5 : points d'intérêt extraits par le détecteur HARRIS

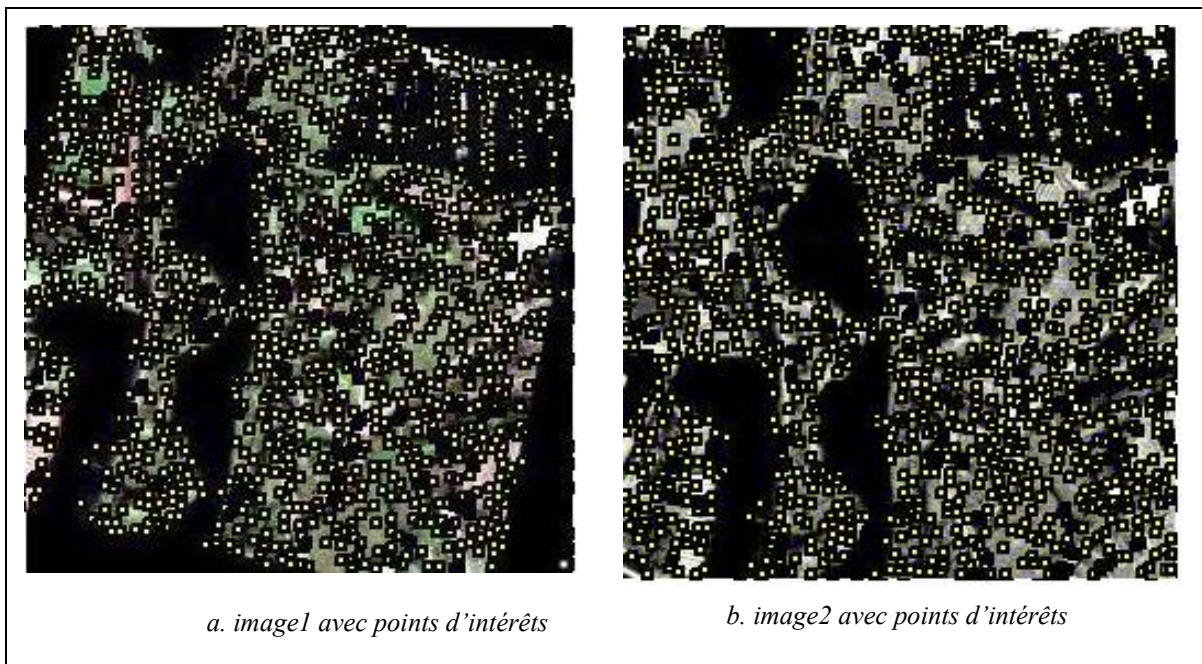


Figure V-6 : points d'intérêt extraits par le détecteur SURF



Figure V-7 : points d'intérêt extraits par le détecteur SIFT

La figure (Fig.V-8) présente les points détectés sur les contours des images par le détecteur de Chen He et Nelson basé sur les propriétés des courbures.

Il est clair que tous les points se situent sur les contours des images ce qui a permis d'éviter les points isolés et les effets de bruits et par conséquent d'éliminer les faux points d'intérêt. La moyenne du nombre de points extraits a diminué à 500 points.

Par une simple inspection visuelle nous pouvons facilement remarquer que la plupart des points détectés représentent des zones de discontinuité d'intensité ainsi qu'ils sont bien distribués sur toute l'image et cela justifie notre choix de ces détecteurs.

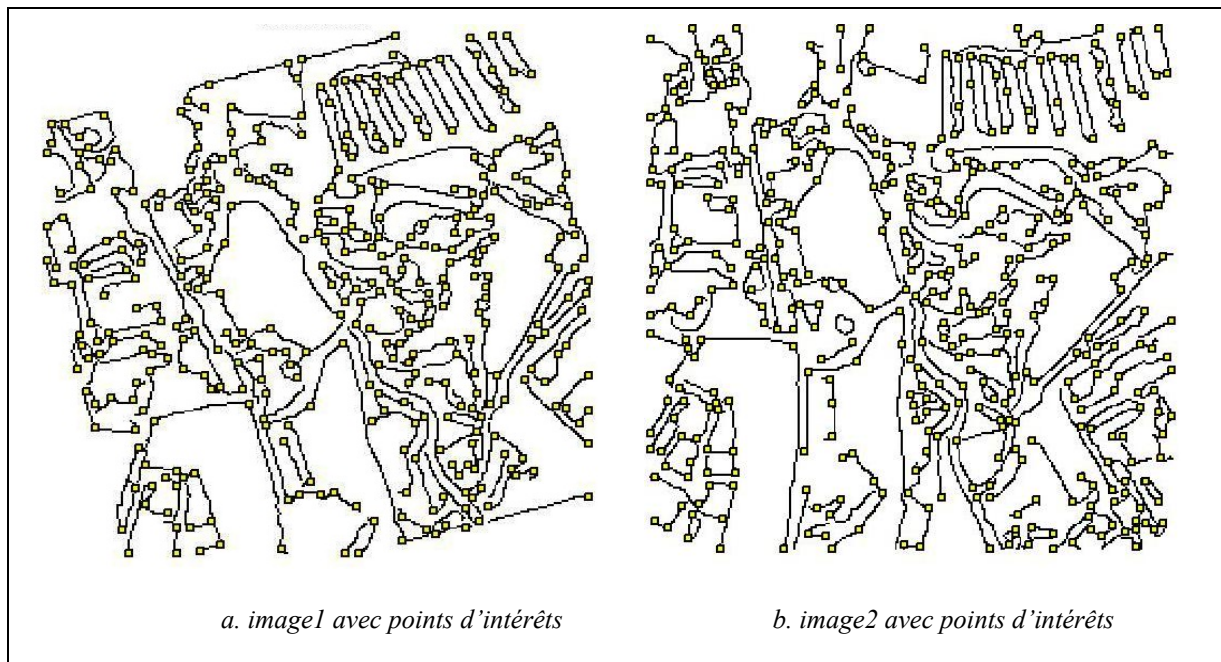


Figure V-8 : points d'intérêt extraits par le détecteur basé sur les propriétés des courbures

Les détecteurs HARRIS et SURF visent des points où il y'a une variation brusque d'intensité au voisinage du pixel, et cela peut causer des faux points d'intérêts comme les points isolés et les effets des bruits ce qui exprime le nombre important de points extraits par rapport au autres détecteurs.

En contre partie le détecteur SIFT extrait les points parmi les extrema de l'espace-échelle gaussien. Le détecteur de Chen He (cf. Chap. III, §. 2.1.10) cherche les points autour des contours, ce qui permet d'augmenter la qualité des points détectés et peut être conduire aussi à un nombre réduit de points extraits.

Dans ce qui suit (Tab. 1) une synthèse comparative des résultats obtenus par les différents détecteurs utilisés dans la cadre de ce travail est présentée. Nous avons aussi inclus les résultats des points d'intérêts extraits manuellement ce qui a été une opération fastidieuse. Le nombre de points extraits par les différents operateurs varie de façon importante. Ceci est sans doute dû au fait que chaque operateur fonctionne de manière différente et dépend du contexte de recherche.

Détecteur utilisé	<i>Nombre de points d'intérêt extraits</i>	<i>La variance du nombre des points d'intérêt extraits</i>	<i>Nombre de points de contrôles extraits par la corrélacion bidirectionnelle</i>	<i>Réduction du nombre de points de contrôle par utilisation de l'algorithme RANSAC</i>
<i>HARR IS</i>	1200	85.52	800	740
<i>SURF</i>	1400	91.48	900	850
<i>SIFT</i>	400	12.06	90	45
<i>Propriétés des courbures</i>	500	12.94	100	60

Tableau 1 : Tableau comparatif relatif aux différents détecteurs de points utilisés

3.1.2 Sélection des points de contrôle

La sélection des couples de points de contrôles (Tab1.) parmi les deux ensembles des points d'intérêts détectés précédemment est faite par le biais de leur mise en correspondance par la corrélation bidirectionnelle afin de choisir parmi eux les couples susceptibles de représenter le même point physique.

Le critère de similarité retenu est le critère ZNCC (cf. chap. III, § 3.2.2). En second lieu on utilise l'algorithme RANSAC (cf. chap. III ; § 3.3) pour éliminer les faux appariements de points possibles.

La mise en correspondance est établie grâce au calcul de la corrélation bidirectionnelle et cela en deux phases :

✓ **Phase 01** : extraction des paires de points **Pts1** et **Pts2** en correspondances dans les deux images.

Pts1 : ensemble des points caractéristiques extraits de l'image1 (image de source).

Pts2 : ensemble des points caractéristiques extraits de l'image2 (image cible).

Dans cette phase nous allons sélectionner parmi les points de ces deux ensembles les couples $(pt1_i, pt2_j)$ tel que la mesure de similarité est maximale. Donc pour chaque itération la sélection des couples $(pt1_i, pt2_j)$ signifie que le point $pt2_j$ est bien le correspondant du point $pt1_i$.

✓ **Phase2** : choix des couples qui vérifient que le point $pt1_i$ est le correspondant du point $pt2_j$ et $pt2_j$ est le correspondant du même point $pt1_i$. La figure (Fig. V-9) présente les résultats obtenus par la mise en correspondance des points extraits des couples d'images.

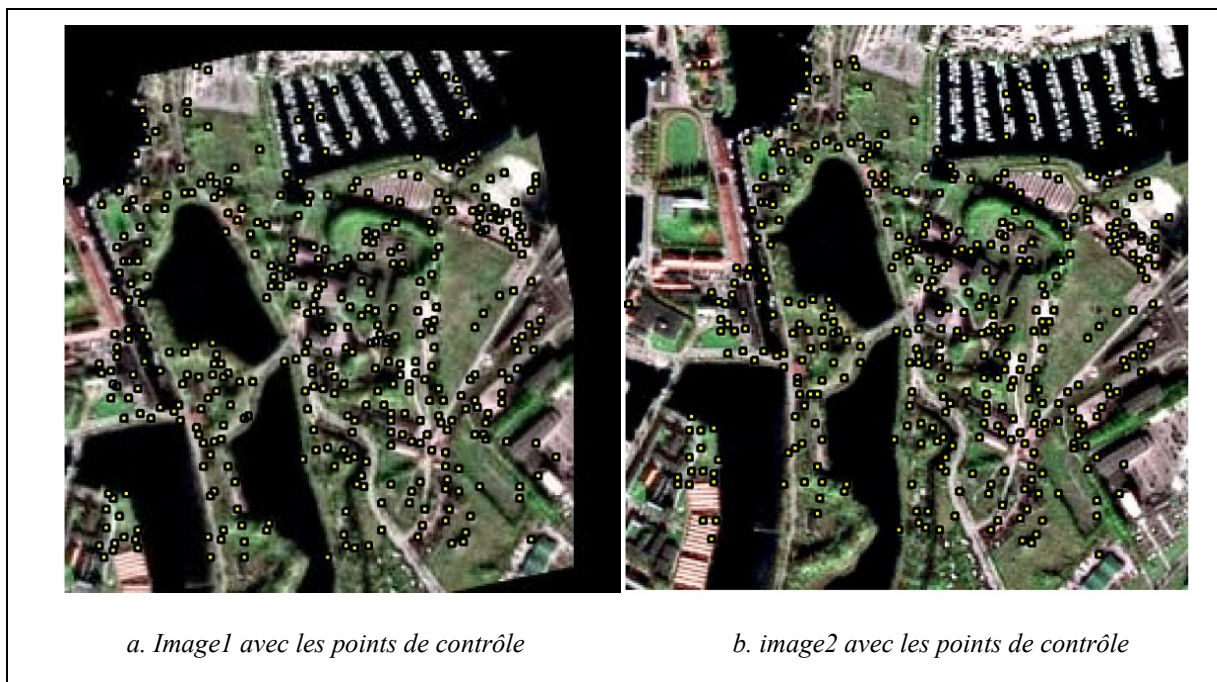


Figure V-9 : exemple des points de contrôle extraits d'un couple d'images.

3.2 Approche iconique

Le problème de recalage peut être vu comme un problème de recherche combinatoire dans l'espace des transformations rigides possibles afin de trouver la transformation optimale T^* qui maximise le critère de ressemblance entre les images à recaler et cela en explorant l'espace de recherche.

L'algorithme iconique proposé dans ce travail repose sur l'utilisation d'une approche d'optimisation basée sur la population en utilisant les caractéristiques évolutionnaires des systèmes immunitaires artificiels (AIS) (cf. chap. IV. §. 5.2) pour rechercher les paramètres optimaux de la solution.

Il a été développé en s'inspirant de l'algorithme de la sélection clonal (Clonalg) (cf. chap. IV. Fig. IV-2), vu son évaluation positives dans la littérature en matière d'optimisation et convergence rapide et précise vers les solutions sans que le problème des minimas locaux soit un handicap. De ce fait les différents concepts utilisés sont précisés.

Antigène : Il représente la transformation optimale recherchée T^* .

Anticorps : un anticorps peut être vu comme une possible combinaison de paramètre de $T(\theta, x, y)$, c'est-à-dire qu'il représente une solution possible.

Clone : un clone a la même structure d'un anticorps.

Affinité d'Anticorps-Antigène : dans notre contexte, il semble évident que la fonction d'affinité d'un anticorps est étroitement semblable à la valeur de l'information mutuelle calculée pour certaine transformation T rapportant l'image source $I1$ et l'image cible $I2$.

L'implémentation de cette approche a permis de fixer les différents paramètres de l'algorithme comme suit :

Ab : représente la population de transformations initiales (X,Y, O), elle est choisie aléatoirement, par exemple [60, 20, 25].

Pop_Taille : La taille de la population initiale (nombre des transformations initiale à générer initialement à partir de (Ab). Après plusieurs jeux de test avec la prise en charge de la stabilité de l'algorithme, le temps d'exécution obtenus est de 20.

Meilleur_Pop_Taille : c'est le nombre de meilleures solutions à reproduire (étape 3 de l'algorithme). Après expérimentations la valeur de la taille a été fixée à 5.

Itération : nombre de générations, les expérimentations montrent que l'algorithme converge après 5 itérations pour atteindre la meilleure solution à retenir.

3.3 Évaluation et Discussions

Vu les spécificités des déformations géométriques causées par la nature et les conditions d'acquisition, la transformation rigide nous a paru le choix le plus judicieux pour recalculer deux images.

Préliminairement l'évaluation a été établie par l'inspection visuelle puisqu'elle est la plus naturelle et la plus simple pour valider qualitativement les résultats d'une telle méthode de recalage (cf. *Chap. II*).

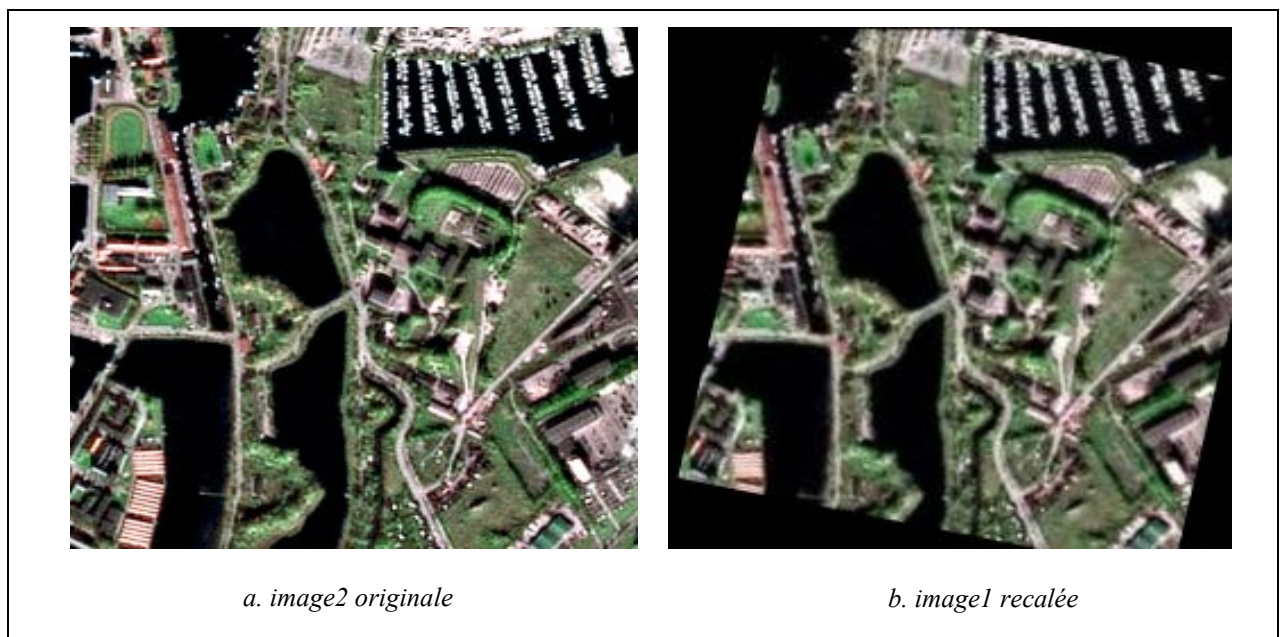


Figure V-10 : résultat du recalage

La figure (Fig. V-10) représente un exemple de l'image cible avec l'image recalée en utilisant le détecteur des points d'intérêts Harris et la figure (Fig. V-11) représente les deux images superposées.



Figure V-11 : Superposition des deux images

Nous avons aussi évalué visuellement les résultats des algorithmes géométriques basés respectivement sur les détecteurs des points SURF et SIFT sur la deuxième base de tests (Fig. V- 12,13).



a. Surposition de l'image (Fig.V-2.a) et (Fig. V-2.b) recalée

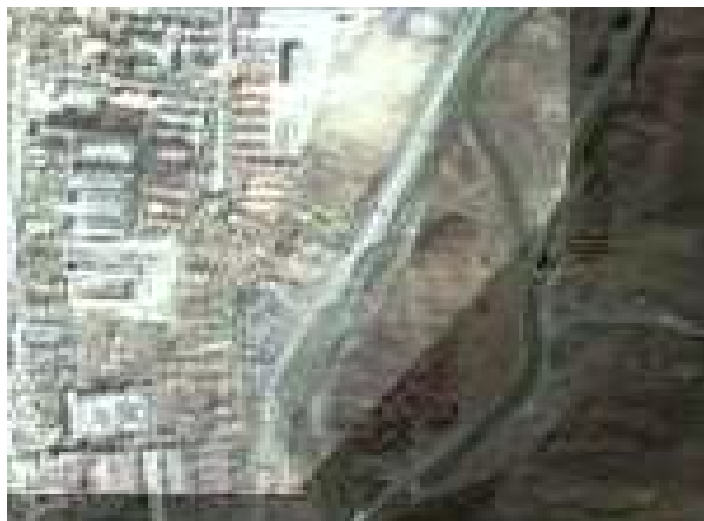


b. extrait d'une sous- scène Surposée

Figure V-12 Résultat de recalage de la 1ere Base de test



a. Superposition de l'image (fig. V-3.a) et (Fig. V-3.b) recalée



b. Extrait d'une sous- scène Superposée

Figure V-13. Résultat de recalage sur la 2^{ème} série de test

La validation visuelle de l'approche iconique proposée et réalisée sur la troisième base des tests et est obtenue par la superposition et la mosaïque de damier de l'image cible et l'image source recalée (Fig. V- 14).



a. Superposition de l'image (Fig. V-4.a) et (Fig. V-4.b) recalée



b. "mosaïque" de la sous-scène-scène Superposée

Figure V-14. Résultat de recalage sur la 3^{ème} série de test

Bien évidemment, la superposition semble parfaite. Nous voyons clairement la continuité entre les parties extrêmes des images source recalées avec les images en relief (cibles). Cependant l'inspection visuelle dans certains cas, n'est pas suffisante

pour décider de la robustesse d'une telle approche. Pour cela, l'évaluation quantitative est fortement recommandée.

Dans ce sens, une étude comparative (Tab. 2) a été réalisée, par l'évaluation de l'écart ($\Delta X, \Delta Y, \Delta \theta$) entre les déformations appliquées pour construire la première base de test (cf. §. 2) décrite et les transformations résultats de l'approche géométrique de recalage basées respectivement sur les détecteurs des points d'intérêts retenus [Ben12A], [Ben13](cf. §. 3.1.1) et le système proposé par Fedorov et al [Fed02] qui englobe plusieurs techniques d'extraction automatique des points d'intérêts.

Le tableau représente l'erreur quadratique moyenne de recalage :

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i \quad \text{Avec} \quad E_i = |\Delta\alpha_i - \Delta\alpha'_i|$$

Où :

- $\Delta\alpha_i$ représente les paramètres de la transformation rigide appliquée (rotation et les translations),
- $\Delta\alpha'_i$ représente les résultats obtenus.

Les résultats montrent que les erreurs de l'angle de rotation se situent dans l'intervalle [0.05, 0.23] degrés et celles des translations dans l'intervalle [0.15, 0.36] pixel ce qui conduit à un jugement positif et encouragent des résultats obtenus.

Cependant on peut remarquer en explorant les résultats que la performance de toutes les approches testées sont proches sauf que la qualité des résultats de l'approche basée sur les propriétés des courbures et de celle basée sur le détecteur SIFT surpasse la qualité de celles basées sur les détecteurs HARRIS, SURF et du système proposé par Fedorov.

Ainsi les détecteurs qui génèrent des points d'intérêts plus discriminants (de bonne qualité) bien que le nombre ait été plus petit, influent directement sur la qualité du recalage.

Détecteur de points utilisé	Ecart moyen (E)		
	ΔX	ΔY	$\Delta \theta$
HARRIS	0.29	0.36	0.09
SURF	0.30	0.22	0.23
SIFT	0.16	0.15	0.05
Propriétés des courbures	0.20	0.16	0.05
Application du système proposé par Fedorov [Fed02]	0.36	0.46	0.10

Tableau 2 : Tableau comparatif des erreurs moyennes de recalage Géométrique

Une étude comparative a aussi été réalisée entre les résultats de l'approche iconique basée sur les AIS [Ben14] et les résultats de l'approche géométrique basée sur le détecteur des points d'intérêts SIFT [Ben12B] sur la deuxième et la troisième série d'images multi temporelle (cf. §. 2).

Dans le tableau (Tab.3), nous présentons un extrait des tests faits, en précisant les transformations synthétiques réalisées. Ainsi l'image intitulée « **$x25y12R12$** » désigne une translation de 25 pixels sur X, de 12 pixels sur Y et une rotation de 12 degré. Les erreurs des transformations résultantes des approches testés et l'écart quadratique moyen E sont aussi précisé.

Il en ressort clairement, que bien que les résultats soient proches, la performance de l'approche iconique surpasse la performance de l'approche géométrique. Le temps d'exécution enregistré pour l'utilisation des AIS est de 23,04sec. Alors que celui utilisant SIFT est de 49,95sec et cela montre encore une fois l'efficacité et la robustesse des approches iconiques qui dépendent du choix de la stratégie d'optimisation ainsi que de la mesure de similarité utilisée.

<i>Images de test</i>	<i>Approche Iconique</i>			<i>Approches Géométriques</i>		
	<i>AIS</i>			<i>SIFT</i>		
	$\Delta X'$	$\Delta Y'$	$\Delta \theta'$	$\Delta X'$	$\Delta Y'$	$\Delta \theta'$
<i>x25y12R12</i>	25.09	12.11	12.04	25.51	12.03	12.16
<i>x12y-15R6</i>	11.92	-14.91	5.98	12.50	-14.93	5.99
<i>x15y10R15</i>	15.06	10.08	15.04	15.03	10.18	14.96
<i>x10y-10R-10</i>	10.07	-9.90	-10.01	10.14	-9.97	-10.00
<i>x-12y20R-15</i>	-12.07	20.10	-14.98	-11.7	20.06	-14.98
<i>x18y5R10</i>	18.10	4.94	10.03	18.15	5.18	9.99
<i>x-5y-12R-12</i>	-4.89	-11.96	-12.05	-4.85	-11.61	-11.90
<i>x10y20R15</i>	10.01	20.02	15.08	10.29	19.85	14.90
<i>x15y-10R6</i>	14.96	-9.90	5.03	14.94	-9.90	6.03
<i>x16y12R-6</i>	16.06	11.90	-6.07	16.03	12.79	-5.99
<i>Ecart quadratique moyen (E)</i>	0.09	0.08	0.03	0.18	0.16	0.05

Tableau 3 : Tableau comparatif des extraits des résultats de recalage iconique et Géométrique

En outre, pour appuyer l'efficacité de notre approche, la convergence de l'algorithme a été étudiée par l'observation des valeurs de la fonction d'affinité au cours du processus. À cette fin, une comparaison avec l'approche basée sur les algorithmes génétiques a été établie.

Lorsque les deux images sont parfaitement alignées l'Information Mutuelle est maximale. Elle indique par son maximum la meilleure adéquation entre l'image cible et source. La figure (Fig. V-15) montre que le maximum est atteint autours de 10 itérations dans le cas des AIS et 100 itérations dans le cas des AGs.

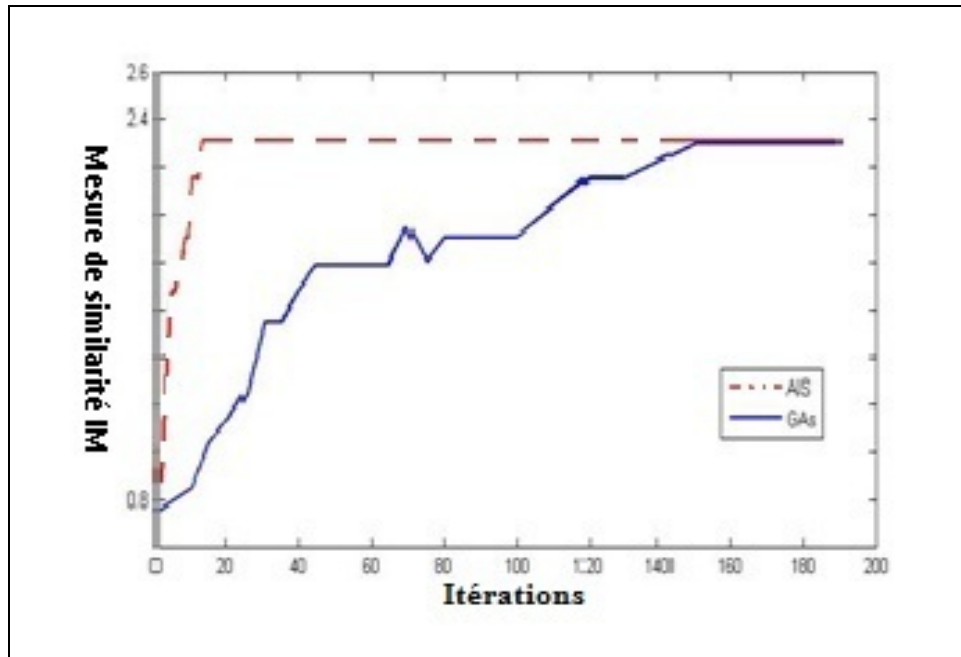


Figure V-15. Graphe de la convergence d'IM pendant le processus de recalage

L'analyse des résultats présentés par rapport au comportement des deux algorithmes suggère que la recherche évolutionnaire de ces approches procède différemment. Ceci peut être expliqué par le fait que l'algorithme basé sur les AIS estime un ensemble diversifié de solutions optimales locales, tandis que celui basé les AGs a tendance à polariser la population à l'égard de la meilleure solution. Cela se produit principalement sur les schémas de sélection et de reproduction qui ont une influence sur la qualité en raison de la convergence.

Pour bien illustrer l'utilité et la précision de la mesure de similarité basée sur l'information mutuelle dans notre problématique de recalage des images satellitaires de haute résolution, nous avons généré la surfaces (Fig. V-16a) et la courbe (Fig. V-16b) de convergence dans l'espace de recherche de $[0, 20]$ pixel des translations en X, $[0, 60]$ pixels des translations en Y et de $[0, 60]$ degrés en rotation sur paire d'images de la première base de test. Nous avons transformé l'image source en coordonnées X et Y respectivement de 10 et 30 pixels dans le premier cas, et par rotation de 34 degrés dans le dernier test.

Ces courbes et surfaces montrent bien le comportement des algorithmes de recherche du maximum et la qualité de l'information mutuelle en tant que mesure de similarité dense pour le recalage des images.

Nous voyons dans la figure (Fig. V-16.a) que l'IM est maximale (maximum maximum) aux valeurs de $X = 10$ et $Y = 30$ et dans la figure (Fig. V-16.b) au la valeur de 34 degrés exactement.

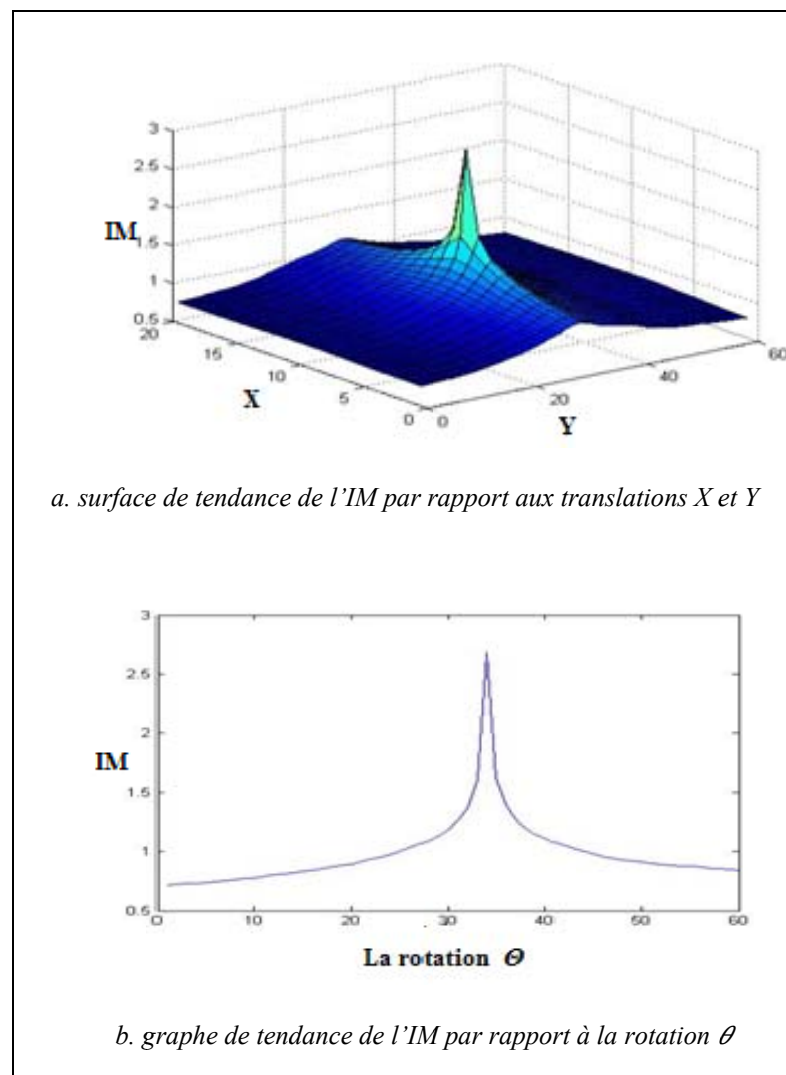


Figure V-16. Graphe de variation de l'information mutuelle lors du processus de recherche

Enfin nous pouvons conclure que bien qu'une évaluation précise de la performance des algorithmes de recalage n'est possible sans la disponibilité des relevés de terrains précis, nous avons montré que la performance de l'algorithme de recalage iconique basé sur l'information mutuelle (comme mesure de similarité) et les systèmes immunitaires artificiels (pour rechercher les paramètres optimaux de la solution), surpasse les techniques géométriques de recalage et ceux à base des AGs.

CONCLUSION

GENERALE

Le travail de recherche objet de cette thèse s'est axé sur deux contributions principales qui se placent dans le cadre de recalage des images pour pouvoir les superposer de la façon la plus précise, afin d'être en mesure de les analyser et de détecter les éventuels changements.

Dans ce manuscrit et après avoir présenté des notions générales sur les notions de télédétection, ainsi que les systèmes satellitaires imageurs, un état de l'art des travaux présentés dans la littérature scientifique a été exhibé. Nous avons ensuite mis l'accent sur les techniques géométriques de recalage ; nous avons dévoilé la démarche utilisée en explorant ces détails à partir de la détection automatique des points d'intérêt par différents opérateurs à savoir, le détecteur de HARRIS, SURF, SIFT, et le détecteur basé sur les propriétés des courbures. Le processus a été minutieusement testé sur des images télédétection de haute résolution ayant subi des déformations (translations, rotations) ainsi que sur des images de télédétection multi temporelle.

Le nombre de points d'intérêt détectés a été différent d'un opérateur à un autre et leur qualité a influé directement sur la qualité du recalage.

La sélection des points de contrôle qui sont par la suite à la base de la transformation optimale pour le processus de recalage s'est faite par la mise en correspondance des points d'intérêts détectés en utilisant la corrélation bidirectionnelle combinée à la technique RANSAC pour éliminer les mauvais appariements.

Pour un recalage rigide, les résultats ont montrés que les erreurs de l'angle de rotation ont été en générale dans l'intervalle $[0.05, 0.23]$ degrés et celles des translations dans l'intervalle $[0.15, 0.36]$ pixels.

Cependant on peut remarquer que les performances des opérateurs testés sont proches sauf que les meilleurs résultats de recalage ont été obtenus par les détecteurs SIFT ou les propriétés des courbures et surpassent le système proposé par Fedorov.

Le problème de recalage des images satellitaires a aussi été abordé par une approche iconique et ce par la combinaison de l'information mutuelle comme mesure de similarité

à un algorithme d'optimisation basé sur les systèmes immunitaires artificiel « AIS » pour la détermination des paramètres optimaux.

Une étude comparative a été présentée entre cette approche iconique et l'approche géométrique basée le détecteur des points d'intérêts SIFT. Bien qu'une évaluation précise de la performance ne soit possible sans la disponibilité des relevés de terrains précis, il en est ressorti que la performance du recalage basé sur l'IM et l'AIS s'est avérée meilleure que celle des techniques géométriques de recalage. Cela peut être expliqué par les erreurs dues à la détection d'éventuels faux points d'intérêts ainsi qu'aux faux appariements, alors que les approches iconiques utilisent directement la matrice de l'intensité globale.

En outre, pour affirmer l'efficacité de notre approche, la convergence de l'algorithme iconique proposé a été étudiée par l'observation de la variation de la fonction d'affinité au cours du processus. À cette fin, une comparaison avec l'approche iconique basée sur les algorithmes génétiques a été faite.

Les résultats ont montrés que l'algorithme basé sur les systèmes immunitaires artificiels convergeait après un nombre très réduit d'itérations, contrairement à celui basé sur les algorithmes génétiques.

L'approche iconique proposée nous a donc permis de visualiser l'apport des techniques d'optimisation sur le processus de recalages. Nous avons ainsi pus contourner les obstacles classiques de ces approches, à savoir : le temps d'exécution et les problèmes de convergence des techniques classiques d'optimisation.

En perspectives il serait intéressant pour l'approche de géométriques de recalage, d'envisager l'extraction d'autres primitives que ceux adoptées dans le présent travail et d'étudier leurs comportements.

Un autre aspect important qui devrait faire l'objet de futurs travaux dans le domaine de recalage des images satellitaires, c'est le recalage des images multi sources (multimodales) afin de pouvoir profiter des informations fournies par plusieurs capteurs simultanément.

Conclusion Générale

Une autre perspective concernerait l'évaluation de notre approche pour le recalage des images médicales afin d'estimer une transformation permettant la superposition spatiale des structures anatomiques ou fonctionnelles présentes dans chacune des images ou de quantifier la ressemblance entre elles.

Dans ce contextes on peut également envisager les différents cas applicatifs pouvant concerner le recalage intra-individu et le recalage inter-individu donc d'images provenant du même ou différents patients.

BIBLIOGRAPHIES

- [Abb94] Abbasi.M, Freeman.T . “Patch Matching instereo-Image based on Shape” . International archives of photometry and remote sensing, 30 (3), pp 1-8. 1994
- [Aca04] Acan .A. “ Clonal selection algorithm with operator multiplicity” in Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation,CEC04, Portland, pp 1909 - 1915 Vol.2 June, 2004.
- [Ale02] Alexandrov.A. “Corner Detection Overview and Comparison”. Computer Vision Vol 558, 2002.
- [Ard04] Ardekani.B, et al. “Impact of inter-subject image registration on group analysis of fMRI data”. In International Workshop on Quantification in Biomedical Imaging with PET and MRI, 1265 of International Congress Series, PP 49–59, 2004.
- [Arl03] Arlene.A, et al. “ Multiresolution Registration of Remote Sensing Imagery by Optimization of Mutual Information Using a Stochastic Gradient”. IEEE transactions on image processing, VOL. 12, NO. 12,pp 1495 – 1511, December 2003.
- [Asa86] Asada.H, Brady.M. “ The Curvature Primal Sketch ”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence ,VOL PAMI 8, NO 1,pp 2 – 14, 1986.
- [Ayl07] Aylward.S, et al. “Optimizing ITK’s registration methods for multi-processor, shared-memory systems”. MICCAI Workshop on Open Source and Open Data, published in Insight Journal (www.insight-journal.org), papier 172,Janvier 2007.
- [Bai05] Baillarin.S, et al. “Using a three dimensional spatial database to orthorectify automatically remote sensing images”. In Proceedings of the

- ISPRS Workshop on Service and Application of Spatial Data Infrastructure, Hangzhou, China, ,octobre,2005.
- [Bal09] BaLinh. N. “ Suivi du regard par la caméra“. Thèse de doctorat, Ecole pratique des haute études, France, 2009
- [Ban00] Banerjee.S, Majumdar.D. “Shape matching in multimodal medical images using point landmarks with Hopfield net”. Neurocomputing, vol. 30, No 1, pp 103-106, Janvier, 2000
- [Bar72] Barnea.D, Silverman.H. “A class of algorithms for fast digital image registration”. IEEE Transactions on Computers, Vol 21, No 2, pp 179–186, 1972.
- [Bea78] Beaudet.P . “Rotational Invariant Image Opereators”. In Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, Japan, 1978.
- [Ben12A] Bennour.A, Tighiouart.B. “Automatic high resolution satellite image registration by Combination of curvature properties and Random Sample Consensus”. 6 emme International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications SETIT’12, Tunis, mars 2012.
- [Ben12B] Bennour.A, Tighiouart.B. “Efficient feature based images registration for high resolution satellite images”. International Conference on Software Engineering and New Technologies .ICSSENT’12, hammamet, Tunis, Decembre 2012.
- [Ben13] Bennour.A, Tighiouart.B. “Une approche automatique pour la correction géométrique d'images satellitaires pour le suivi à long terme des changements écologiques”. International Conference on Software Engineering and New Technologies .ICSSENT’13, Tunis, Decembre 2013.

- [Ben14] Bennour.A, Tighiouart.B. “An efficient approach to automatic high resolution satellite images registration based on artificial immune system and Mutual information” *Int. J. Computational Vision and Robotics*, Vol. 4, No. 1, 2014.
- [Ben94] Benamrane.N. “Contribution à la vision stéréoscopique par mise en correspondance de regions”. Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut Cambresis, France, 1994.
- [Bla94] Blaszk.T, Deriche.T. “ Recovering and Characterizing Image Features Using An Efficient Model Based Approach”. Rapport technique, INSTITUT NATIONAL DE RECHERCHE EN INFORMATIQUE ET EN AUTOMATIQUE “INRIA”, France , Novembre ,1994.
- [Bro92] Brown.L. “A survey of image registration techniques”. *ACM Computing Surveys*, Vol 24 No 4, pp 325-376, décembre,1992.
- [Bru03] Bruzzone.L, Cossu.R. “ An adaptive approach to reducing registration noise effects in unsupervised change detection”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol 41, No 11, pp 2455–2465, 2003.
- [Bur95] Burie.J. “Mise en correspondance d’images linéaires stéréoscopiques – Application à la détection d’obstacles à l’avant des véhicules routiers”. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, France, 1995.
- [Cac02] Cachier.P. “Recalage non rigide d’images médicales volumiques : contributions aux approches iconiques et géométriques”. Thèse de doctorat, Ecole Centrale, Paris, France, 2002.
- [Can86] Canny.J. “A computational approach to edge detection”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume PAMI-8 , No 6,pp 679 – 698, 1986

- [Cas87] Castro.D, Morandi.C. “Registration of translated and rotated images using finite Fourier transforms”. IEEE Transactions on pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-9, no. 5, pp. 700–703, 1987.
- [Cas00] Castro.D, Von.Z. “An Evolutionary Immune Network for Data Clustering”. In proceedings of the IEEE Symposium on Neural Networks, Brazil, novembre, 2000.
- [Cas01] Castro.D, Von.Z. “ Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle “. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems Vol 6 , No 3, pp 239 - 251,2001.
- [Cas02] Castro.D, Timmis.J. “ Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach “, livre, Springer-Verlag, London, 2002.
- [Cas03] Castro.D, Von.Zuben, Dedeus .G. “ The construction of a Boolean competitive neural network using ideas from immunology” Neurocomputing, vol. 50, pp 51–85, 2003.
- [Che96] Chen.H, Ou.G, Wang.W. “Real-time image registration based on genetic algorithms”. In Proceedings of the First International Conference on Real Time Imaging, IEEE Computer Society, mars,1996.
- [Che97] Chettri.S, Campbell.W, Le Moigne.J. “A Scale Space Feature Based Registration Technique for Fusion of Satellite Imagery”. In Proceedings of Image Registration Workshop, NASA, Las Vegas, USA, November, 1997.
- [Che03] Chen.H, Varshney.P, Arora.M. “Mutual information based image registration for remote sensing data”. Int. J. Remote Sens., vol 24, no. 18, pp. 3701 – 3706, 2003.

- [Che08] Chen.H, nelson.Y. "Corner detector based on global and local curvature properties". SPIE Optical Engineering, Vol 47, No 5,2008.
- [Chi04] Chi Kin.C, Hung Tat.Tsui, Tong.Lee. "Surface Registration using a dynamic genetic algorithm", Pattern Recognition Vol 37, No 1, 105 – 117, 2004
- [Cho04] Chou.Y, Skrinjar.O. "Ground truth data for validation of nonrigid image registration algorithms". IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, Vol 1 ,pp 716–719, 2004.
- [Col95] Collignon. A, et al. "Automated Multi-modality Image Registration based on Information Theory". In proceedings of Conference on Information Processing in Medical Imaging, pp 263–274, 1995.
- [Coo08] Cooren.Y. "Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'Optimisation par Essaim Particulaire, Applications en génie médical et en électronique". Thèse de doctorat, Université Paris 12,France, 2008.
- [COT94] Cottier.J. "Extraction et appariements robustes des points d'interet de deux images non étalonnées," Rapport technique, LIFIA-IMAG-INRIA, France, 1994.
- [Cru95] Cruz.J, Pajares.G, Aranda.J. " A neural network model in stereovision matching". Neural Networks, Vol 8, No 5, pp 805-813, 1995.
- [Dag03] D'Agostino.E, Maes.F, Vandermeulen.D, Suetens.P. "An information theoretic approach for non-rigid image registration using voxel class probabilities". In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, LNCS 2717, pp 122-131, Quebec, Canada, novembre 2003.

- [Dai98] Dai.X, Khorram.S. “The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection”. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol 36, No 5, PP 1566–1577,1998.
- [Dai99] Dai.X, khorram.S. “A Feature-based image registration algorithm using improved chain code representation combined with invariant moments”. IEEE Transactions on geoscience and Remote sensing, Vol 37, No 5, pp 2351 - 2362, 1999.
- [Das92] Dasgupta.D, McGregor.R. “Digital Image Registration Using Structured Genetic Algorithms”. In Proceedings of SPIE the International Society for Optical Engineering,Vol 1766, pp 226–234,Canada, juillet 1992.
- [Dav96] Davatzikos.C, Prince.J, Bryan.R, “Image registration based on boundary mapping”, IEEE Transactions on medical imaging, Vol 15, No 1, PP 112–115, 1996.
- [Del03] Delphine.L. “ Utilisation de données satellitaires et du logiciel Envi dans l'étude des nuages.Notice technique“. Note OPGC N°143. Laboratoire de Météorologie physique, Université blaise pascal, France Septembre 2003.
- [Der90] Deriche.R, Faugeras.O. “2-D Curve Matching Using High Curvature Points: Application to Stereo Vision”. In Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, *New Jersey* ,USA,1990.
- [Dev97] Devenay.F. “Vision stéréoscopique et propriétés différentielles des surfaces”. Thèse de Doctorat, Ecole Polytechnique, France ,1997.
- [Dre05] DREO.J. “Adaptation de la méthode des colonies de fourmis pour l'optimisation en variables continues. Application en génie biomedical”. Thèse de Doctorat, Université Paris 12, 2005.
- [Eug02] Eugenio.F, Marques.F, et Marcello.J. “A contour-based approach to automatic and accurate registration of multitemporal and multisensory

- satellite imagery”. in Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Toronto, Canada, June, 2002.
- [Fed02] Fedorov.D, Fonseca.L, Kenney.C, et Manjunath.B. “System for automatic registration of remote sensing images”. In proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium *IGARSS'02*, Ontario, Canada, June, 2002.
- [Fit98] Fitzpatrick.J, et al. “Visual assessment of the accuracy of retrospective registration of MR and CT images of the brain”. IEEE Transactions on medical imaging, Vol 10, No 5, pp 222–230, 1998.
- [FIS81] Fischler.M et Bolles.R. ”Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography”. Communications of the ACM, Vol 24, pp381–395, 1981.
- [FOS94] Forstner.W, “A framework for low level feature extraction” In proceedings of Third European conference on Computer Vision, Stockholm, *Suède*, Mai 1994.
- [Fre97] Frederik.M, et al. “Multimodality image registration by maximization of mutual information”, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 16, No2, pp 187–198, 1997.
- [Fre99] Frederik.M, et al. “Comparative evaluation of multiresolution optimization strategies for multimodality image registration by maximization of mutual information”, Medical Image Analysis, vol 3, No 4, pp 373–386, 1999.
- [Fua91] Fua.P. “Combining stereo and monocular information to compute dense depth maps that preserve depth discontinuities”. In Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence, Sydney, Australia, August, 1991.

- [Gal01] Gallippi.G, et Trahey.G. “Automatic image registration for MR and ultrasound cardiac images”. Computer Science 2082: Information Processing in Medical Imaging, IPMI01, Springer, 2001.
- [Gan07] Gang.H, et Zhang.Y . “Combination of feature-based and area-based image registration technique for high resolution remote sensing image”. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS, espane, 2007.
- [Gol89] Goldberg.D. “Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning”. Livre, Addison-Wesley, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. Boston, MA, USA, 1989.
- [Gos88] Goshtasby.A . “Registration of images with geometric distortions” . IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing, 1988.
- [Gri94] Grimson.W, et al. “An automatic registration method for frameless stereotaxy, imageguided surgery, and enhanced reality visualization”. In Proceedings of the IEEE Tech conference on Computer Vision And Pattern recognition , Computer Society Press, Washington, USA, juin, 1994.
- [Haa10] Haar.A. “Zur Theorie der orthogonalen Funktionensysteme”. Mathematische Annalen, Vol 69, pp 331–371, 1910.
- [Haj99] Hajela.P, et Yoo.J. ” Immune Network Modelling in Design Optimization“, chapitre de livre in New Ideas in Optimization . McGraw-Hill, (ed) , 1999.
- [Har88] Harris.C, et Stephens.M. “A Combined Corner and Edge Detector”. In Proceedings of the 4th Alvey Conference, Manchester, Royaume Uni, Aout, 1988.

- [Haz04] Hazem.I. “Mise en correspondance stéréoscopique par algorithmes génétiques”. Thèse de Doctorat. Université de lille, France, 2004.
- [Hen06] Heng.L, Jingqi.Y, et David.Z, “Three-dimensional surface registration: A neural network strategy”. *Neurocomputing*, Vol 70, N 01, pp 597–602, 2006.
- [Her06] Herbert.B, Tinne.T, et Luc.V. “Surf: Speeded up robust features”. In Springer Berlin / Heidelberg, editor, *Computer Vision – ECCV*, vol 3951 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 404–417, 2006.
- [Hop82] Hopfield.J. “Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities“. In *proceedings of the National Academy of Sciences ,USA*, 1982.
- [Hsu02] Hsu.C, et Beuker.R. “Multiresolution feature-based image registration”. In *proceedings of SPIE Visual Communications and Image Processing*, vol 4067, pp. 1490–1498, 2002.
- [Iba02] Ibanez.L, et al. “Registration patterns: the generic framework for image registration of the Insight toolkit”. In *proceedings of IEEE International Symposium on Biomedical Image*, Washington, USA,juillet, 2002.
- [Ikono] <https://directory.eoportal.org/web/eoportal/satellite-missions/i/ikonos-2>
- [Ing02] Inglada.J. ” Similarity measures for multisensor remote sensing images “. In *proceedings of IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS02*. Toronto, Canada, juin, 2002.
- [Iwa05] Iwasaki.A, et Fujisada.H. “Aster geometric performance”. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol 43, No 12, pp 2700-2706, 2005.

- [Jac95A] Jacq.J, et Christian.R. “Registration of Non-Segmented Images Using a Genetic Algorithm”. Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine, Springer Verlage, LNCS , Vol 905,pp 205-211,1995.
- [Jac95B] Jacq.J, et Christian.R, “Registration of 3-D images by genetic optimization”. Pattern Recognition Letters Vol 16,No 8, pp 823-841, 1995
- [Jea12] Jean Marie. Ni. “Les Bases de l’Imagerie Satellitaire“. Rapport technique télécom paris Tech, France, décembre , 2012.
- [Joh02] Johnson.H, et Christensen.G. “Consistent landmark and intensity-based image registration”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 21, No 5, pp 450–61, 2002.
- [Kan94] Kanade.T, et Okutomi.M. “Stereo matching algorithm with an adaptative window: Theory and experiement”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,Vol 16, No 9, pp 620-932, 1994.
- [Ken95] Kennedy.J, et Eberhart.R. “Particle swarm optimization”. In proceedings of IEEE International conference on neural networks, volume 4,. IEEE service center, perth, Australie, novembre, 1995.
- [Kho93] Khotanzad.A, Bokil.A, et Lee.Y. “Stereopsis by constraint learning feed-forward neural networks”. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol 4, No 2, pp 332-342, 1993.
- [Kir83] Kirkpatrick.S, Gelatt.D, et Vecchi.M. “Optimization by Simulated Annealing”. Science, Vol 220, No 4598 , pp 671-680, 1983.
- [Kit82] Kitchen.L, et Rosenfield.A. “Gray-Level Corner Detection”. Pattern Recognition Letters, Vol 1, No 2, Pages 95–102, 1982.

- [Lag08] Laguna.M, Yin.P, Glover.F, et Zhu.J. “Cyber swarm algorithms - improving particle swarm optimization using adaptive memory strategies”. *European Journal of Operational Research*, Vol 201, No 2, pp 377–389, 2008.
- [Laz06] Lazaridis.G, et Petrou.M. “Image registration using the Walsh transform”. *IEEE Transactions on Image Processing* , Vol. 15, No 8, pp 2343–2357, 2006.
- [Lee94] Lee.S, et Leou.J. “A dynamic programming approach to line segment matching in stereo vision”. *Pattern Recognition*, Vol 27, No 8, pp 961-986, 1994.
- [Lif06] Lifeng.S, Jian.C, et Zhang.Y. “Rigid medical image registration using PCA neural network”. *Neurocomputing* Vol 69, No 13, pp 1717–1722, 2006.
- [Low99] Lowe.D. “Distinctive image features from scale-invariant keypoints”. *International Journal of Computer Vision*, vol 60, No 2 , pp 91–110, 2004.
- [Mad04] Madani.H, Carr.L, et Schoeser.C. “Image registration using autolandmark”. In *Proceedings of IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS '04*, Alaska, USA, 2004.
- [Mai98] Maintz.J et Viergever.M.” *A survey of medical image registration*”. *Medical Image Analysis* , vol 2, No 3, pp 192–283, 1998.
- [Mäk03] Mäkelä.T, et al. “Evaluation and comparison of surface and intensity based rigid registration methods for thorax and cardiac MR and PET images”. In *Proceedings of Second International Workshop on Functional Imaging and Modeling of the Heart, FIMH'03*, Lyon, France, Juin, 2003.

- [Man95] Li.H, Manjunath.B, and Mitra.S. “A contour-based approach to multisensor image registration”. IEEE Transactions on Image Processing, Vol 4, No 3, pp 320–334, 1995.
- [Mar76] Marr.D, et Poggio.T. “Cooperative computation of stereo disparity”. Science, Vol 194, No 4262, pp. 283-287, 1976.
- [Mau98] Maurer.C, Maciunas.J, et Fitzpatrick.J. “Automated Registration of Brain Images Using Edge and Surface Features”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 17, No 5, pp 753-761, 1998.
- [Mes02] Meshoul.S, et Batouche.M. “An evolutionary framework for multimodality image alignment”. In proceedings of International Conference on Artificial Intelligence (ICAI’02). Las Vegas, USA, Juin 2002.
- [Mcg76] McGillem.C, et Svedlow.M. “Image registration error variance as a measure of overlay quality”. IEEE Transactions on Geoscience Electronics, Vol 14, No 1, pp 44–49, 1976
- [McI02] McLaughlin.R, et al. “comparison of 2D-3D intensity-based registration and feature-based registration for neurointerventions”. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Vol 2489 of Lecture Notes in Computer Science, Springer,, pp 517–524, 2002.
- [Mel05] Mellor.M, et Brady.M. “Phase mutual information as a similarity measure for registration”. Medical Image Analysis, Vol 9, No 4, pp 330-343, 2005.
- [Min06] Min.L, Wei.a, et Zheng.T. “A region-based multi-sensor image fusion scheme using pulse-coupled neural network”. Pattern Recognition Letters; Vol 27, No 16, pp 1948–1956, 2006.

- [MIK 05] Mikolajczyk.K and Schmid.C, “A performance evaluation of local descriptors” IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, vol. 27, no 10, pp 1615-1630, 2005.
- [Moh08] Mahmoud.E. “Exploitation des séries temporelles d’images satellite à haute résolution spatiale par fusion d’informations multi-sources pour le suivi des opérations culturales Application à la détection des coupes de canne à sucre à La Réunion “ Thèse de doctorat, Agro Paris Tech, France, 2008.
- [Moi00] Le Moigne.J, et Zavorin.I. “Use of wavelet for image registration” In proceedings of the SPIE Aerosense Conference, Florida, USA, avril, 2000.
- [Mor77] Moravec.H. “Towards Automatic Visual Obstacle Avoidance”. In Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, USA, aout,1977.
- [Mrn13] “Caractéristiques de différents satellites d’observation de la terre “. Rapport publié par Ministère des Ressources naturelles – Direction générale de l’information géographique, Québec, Canada, février, 2013.
- [Nak07] NAKIB.A. “Conception de métaheuristiques d’optimisation pour la segmentation d’images. Application à des images biomédicales”. Thèse de doctorat, Université Paris 12, 2007.
- [Nayan] <http://nayana.ece.ucsb.edu/registration>.
- [Oks94] Oksenhendler.V, et al. “UN nouveau processus auto-adaptatif de stéréovision passive utilisant une nouvelle primitive: La déclivité”. In Proceedings of the international Colloque Automatique-Génie Informatique AGI’94, Poitiers, France, 1994.

- [Par61] Parzen.E. “ An Approach to Time Series Analysis”. The Annals of Mathematical Statistics, Vol 32, No 4, pp 951-989 1961,
- [Pau03] Pauna.N, et al. “A strategy to quantitatively evaluate MRI/PET cardiac registration methods using a monte carlo simulator”. In Proceedings of the Second International Workshop on Functional Imaging and Modeling of the Heart, FIMH’03, Lyon, France, Juin, 2003.
- [Pen98] Penney.G, et al. “A comparison of similarity measures for use in 2-D-3-D medical image registration”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 17 ,No 04 , pp 586 – 595, 1998.
- [Pet11] Peter.R, et al.” Orthorectification of VHR optical satellite data exploiting the geometric accuracy of TerraSAR-X data “. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol 66, Issue 1, pp 142,-132, 2011,
- [Plu00] Pluim.J, Maintz.J, et Viergever.A.” Image registration by maximization of combined mutual information and gradient information”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 19, No 8, pp 809-814, 2000.
- [Pre92] Press.W, et al. “Numerical Recipes in C: the art of Scientific Computing”. Combridg university press, second edition, 1992.
- [Quick] <http://www.satimagingcorp.com/gallery/quickbird/>
- [Ram03] Ramirez.L, Durdle.N, et Raso.V. “Medical Image Registration in computational Intelligence framework: A review”. In proceedings of IEEE Canadian Conference In Electrical and Computer Engineering CCECE’03 , Montréal, canada, May, 2003
- [Rao96] Rao.S. “Engineering optimization : theory and practice”. Livre, Wiley-Interscience, troisieme edition, 1996.

- [Red96] Reddy.B, et Chatterji.A, “An FFT-based technique for translation, rotation and scale invariant image registration” IEEE Transactions on Image Processing, Vol 5, No 8, pp 1266–1271, 1996.
- [Rog02] Rogelj.P, Kovacic.S, et Gee.C. “Validation of a nonrigid registration algorithm for multimodal data. In Medical Imaging, International Society for Optics and Photonics, pages 299–307, 2002.
- [Roh92] Rohr.K. “Recognizing corners by fitting parametric models”. The International Journal of Computer Vision, Vol 9, No 3, pp 213-230. 1992.
- [Rou99] Rouet.J. “Robust 3D Elastic Multimodality Image Registration through Genetic Algorithms”. Rapport technique, école nationale Supérieure de télécommunication de Bretagne ,1999.
- [Rum86] Rumelhart.D et Mc Clelland.J.” Parallel Distributed Processing: Exploration in the MicroStructure of Cognition”. MIT Press, Cambridge, Vol 1, pp 318-362 1986.
- [Sal02] Salmond.C, et al. “The precision of anatomical normalization in the medial temporal lobe using spatial basis functions”. NeuroImage, Vol 17,No 1, pp 507-512, 2002.
- [Sha84] Shanon.C. “A mathematical theory of communication “. Bell systems technical journal, Vol 27, pp379-423, 1984.
- [SCH 00] Schmid.C, Mohr.R, and Bauckhage.C, “Evaluation of interest point detectors”. International Journal of Computer Vision, vol. 37, no. 2,pp 151-172, 2000.
- [She02] Shen.D, et Davatzikos.C. “HAMMER : hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 21, No 11,pp 1421-1439, 2002.

- [Smi97] Smith.M, et and Brady.J. "SUSAN - A New Approach to Low-Level Image Processing". The International Journal of Computer Vision, Vol 23, No 1, pp 45-78, 1997.
- [Sor05] Sorzano.C, Thevenaz.P, et Unser.M. "Elastic registration of biological images using vector-spline regularization". IEEE transactions on biomedical engineering, Vol 52, No 4, pp 652–663, 2005.
- [Spot5] <http://www.satimagingcorp.com/gallery/more-imagery/spot-5/>
- [Syl00] Sylvander.S, et and al. "Vegetation geometrical image quality". In Proceedings of the VEGETATION Conference, Lake Maggiore, Italy, avril 2000.
- [Tfa07] Tfaili.W. "Conception d'un algorithme de fourmis pour l'optimisation continue dynamique". Thèse de doctorat présentée a L'université de Paris 12 , France, 2007.
- [Thé96] Thévenaz.P, et Unser.M. "A pyramid approach to sub-pixel image fusion based on mutual information". In proceedings of IEEE International Conference on Image Processing ICIP'96, Lausanne, Swiss, septembre 1996.
- [Thé98A] Thévenaz.P, Ruttimann.U, et Unser.M. "A pyramide approach to subpixel Registration based on intensity. IEEE Transformation on image processing, Vol 7 No 1, pp 27-41. 1998.
- [Thé98B] Thévenaz.P, et Unser.M. "An efficient mutual information optimizer for multiresolution image registration". In proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing ICIP'98, Chicago, USA, octobre, 1998.

- [Thi97] Thierry.B. “ Approches par modèles en vision précoce”. Thèse de doctorat présentée , L’université de Nice Sophia-Antipolis, France, 1997.
- [Tho96] Thompson.P, et Toga.A. “A surface-based technique for warping threedimensionalimages of the brain”. IEEE Transacions on Medical Imaging, Vol 15, No 4 , pp 402–417,1996.
- [Tor05] Tordoff.B et Murray.D. Guided-MLESAC: ”Faster image transform estimation by using matching priors”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 27, No 10, pp 1523–1535, 2005.
- [Tow92] Townshend. J, Justice.C, Gurney.C, et McManus.J. “The impact of misregistration on change detection”. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol 30, No 5, pp 1054–1060,1992.
- [Uns93] Unser.M, Aldroubi.A, et Eden.M. “The L2 polynomial spline pyramid” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 15, No 4, pp 364-379, 1993.
- [Vio95] Viola.P. “Alignement by Maximization of Mutual Information”. Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology Artificial Intelligence Laboratory, Boston, USA,1995.
- [Vio97] Viola.p, et Wells.W. “Alignment by maximization of mutual information”. International Journal of Computer Vision, Vol 24, No 2 , pp 137–154, 1997.
- [Wan92] Wang. H, et Brady.M. “Corner Detection with Subpixel Accuracy”. Rapport Technique OUEL 1925/92, Oxford University, 1992.
- [Wan04a] Wang.X, Gao.X, et Ovaska.S. “ Artificial immune optimization methods and application– a survey”. In Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, la haye hollande, otobre, 2004.

- [Wan04b] Wang.H et Suter.D. "Robust adaptive-scale parametric model estimation for computer vision". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 26No 11, pp 1459–1474, 2004.
- [Wes97] West.J, et al. "Comparison and evaluation of retrospective intermodality brain image registration techniques". Journal of Computer Assisted Tomography, Vol 21, No 4, pp 554-568, 1997.
- [Woo93] Woods.R, Mazziota.J., et Cherry.S. "MRI-PET Registration with Automated Algorithm". Journal of Computer Assisted Tomography, Vol 17, No 4, pp 536–546, 1993.
- [World] <http://www.satimagingcorp.com/gallery/worldview-2/>
- [Xue04] Xue.Z, Shen.D, et Davatzikos.C. "Determining correspondence in 3-D MR brain images using attribute vectors as morphological signatures of voxels". IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 23, No 10, pp 1276- 1291, 2004.
- [Yui92] Yuille.A, Hallinan.P, et Cohen.D. "Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates". International Journal of Computer Vision, Vol 8, No 2, pp 99-111, 1992.
- [Zav05] Zavorin.I, et Le Moigne.J. "Use of multiresolution wavelet feature pyramids for automatic registration of multisensor imagery". IEEE Transactions on Image Processing, Vol 14, No 6, pp 770 – 782, 2005.
- [Zha05] Zhang.C, et Fraser.C. "A Hierarchical Approach to Automated Registration of High Resolution Satellite Imagery for Change Detection". In Proceedings of the 26 th Asian Conference on Remote Sensing, Hanoi, Vietnam , Novembre, 2005
- [Zit03] Zitová.Z, et Flusser.J. "Image registration methods: a survey". Image and Vision Computing, Vol 21, No 11, pp 977-1000, 2003.

- [Zso06] Zsolt.J, Dmitry.C, et Aniko.E. “Using a genetic algorithm to register an uncelebrated image pair to a 3D surface model”. Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol 19, No 3 , pp 269–276, 2006.
- [Zul04] Zuliani.M, Kennedy.C, and Manjunath.B, “A mathematical comparison of point detectors” in Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, Washington, USA, juin, 2004.
- [Zul05] Zuliani.M, Kenney.B et Manjunath.B. ”The MultiRANSAC algorithm and its application to detect planar homographies ”. In IEEE International Conference on Image Processing, September 2005.
- [Zun83] Zuniga.O, et Haralick.R. “Corner Detection Using the Facet Model”. In Proceedings of Corner Detection Using the Facet Model, Washington, USA, juin, 1983.