

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

536
17004, 536

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université de 8 Mai 1945 – Guelma -

Faculté des Mathématiques, d'Informatique et des Sciences de la matière

Département d'Informatique



161924

Mémoire de Fin d'études Master

Filière : Informatique

Option : Ingénierie des Média

Thème :

Reconstruction d'une image à partir des fragments non-chevauchés

Encadré Par :

Mdm. Guerroui Nadia

Présenté par :

- Zedouri Marwane
- Boutaleb Mmd Islem

juin2016

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Remerciement

Louange à Allah, que le salut et la bénédiction soient sur son Prophète.

Je remercie avant tout Allah le tout puissant qui m'a donné le courage et la force pour continuer ce travail.

En préambule à ce mémoire, nous souhaitons adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui m'ont apporté leur aide et qui ont

contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette année universitaire.

Nous tenons à remercier sincèrement Madame GUEROUI NADIA, qui, en tant que Directrice de mémoire, s'est toujours montré à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de ce mémoire, l'aide et le temps qu'il a bien consacrés et sans qui ce mémoire n'aurait jamais vu ce jour.

Nous exprimons notre gratitude à tous les Enseignants rencontrés lors des recherches effectuées et qui ont accepté de répondre à nos questions avec gentillesse. Et l'ensemble du personnel du département informatique pour son aide fructueuse Nous n'oublions pas nos chers parents pour leur contribution, leur soutien et leur patience.

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à tous mes proches et amis, qui nous ont toujours soutenues et encouragés au cours de la réalisation de ce mémoire.

Merci à tous et à toutes Enseignants.



Dédicace

*Louage à dieu, Seigneur des mondes ;
C'est toi que nous adorons et de toi que nous implorons secours ;
Que dieu me les garde toujours à mes côtés.*

*Je dédie ce modeste travail à toute ma famille, mon père, mes frères et toutes
mes sœurs. Et particulièrement à maman et ma grand-mère.*

Je le dédie aussi à tous mes oncles et tantes, cousins et cousines,

A ma chère belle-mère et mon beau père

A tout la famille ZEDOURI ;

À tous mes amis

Et à tous ceux qui j'aime et qu'ils m'aiment... où qu'ils soient.

*Je vous dédie ce travail avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de réussite
à vous.*

Et à tout ce qui m'encourage de faire ce mémoire.

Marwane





Dédicace

Je dédie ce travail à toute ma famille,

Ma mère mon père Et ma sœur.

Et particulièrement tout la

Famille. Et Grand-mère

, Et bien sûr Je dédie les amis kamza, amine

Je le dédie aussi mon encadreur

Pour se joindre à nous

Et aussi mon binôme

Et Tout ce qui m'encourage

Pour termine notre travail

Mouhamed islem

Résumé

Une mosaïque d'images est une collection d'images prises suivant des angles de vue différents, et ramenées à un même repère; dans le but est d'élargir le champ de vision restreint des systèmes de captures d'images. La construction d'une mosaïque est un sujet important dans le domaine de la vision par ordinateur.

Mosaicing plusieurs images pour donner une vue panoramique a été largement étudié, et la technologie a mûri suffisamment pour être exécuté en temps réel à l'intérieur de nombreuses caméras. La zone de chevauchement entre les images est critique. Les caractéristiques de la zone de chevauchement sont utilisées pour l'alignement d'image, et une fois aligner la zone de chevauchement permet l'assemblage d'une manière transparente. Les méthodes d'alignement et d'assemblage d'images en une mosaïque sont souvent basées sur la détection des points d'intérêt dans les deux images et la détermination des correspondances. Cependant, elles ne sont pas applicables à des images qui ne se chevauchent pas.

Dans ce travail, nous avons met en œuvre une méthode qui conçoit en dehors des limites de l'image en fonction de son contenu afin d'aligner les images et de produire une seule mosaïque. Nous résumons nos contributions comme une extension du problème puzzle vers une série d'images au lieu d'une seule pour reconstruire le panorama.

Nous avons aussi utilisé des métriques objectives pour évaluer la mosaïque et confronter les résultats à des systèmes similaires comparables.

Mots clés : *Reconstruction des images, Mosaïque images, fragments d'image, Fusion, Mélange, Gist descripteur, Patches transformation, Jigsaw Puzzles.*

Liste des figures

Figure	page
Figure 1.1 Une image avec un objectif œil de poisson. Pièce complète : 4 murs, plafond, sol.....	5
Figure 1.2 : Un système catadioptrique	6
Figure 1.3 : Image acquise par le système catadioptrique de Nalwa	6
Figure 1.4 : Exemple image mosaïque.....	7
Figure 1.5 : Différentes étapes de l'image mosaïque.....	8
Figure 1.6 : Schéma général de processus de création d'images mosaïques.....	11
Figure 1.7 : Image contiguë 1 et 2 présentant la zone de recouvrement commune.....	12
Figure 1.8 : Partie en surbrillance de l'image montrant la couture d'intensité.	13
Figure 1.9 : Mélange de plumes	14
Figure 1.10 : Alpha blending avec différentes taille de la fenêtre	14
Figure 1.11 : Création pyramide dans l'image de la pyramide de mélange.....	15
Figure 1.12 : Pyramid de mélange	16
Figure 1.13 : Graphe et le graphe coupe avec source et cible images	17
Figure 1.14 : Classification des mosaïques fondée sur l'enregistrement.	18
Figure 1.15 : Classification des mosaïques basée sur le blending.	22
Figure 2.1 : A partir d'un ensemble de fragments non chevauchés peut-on reconstruire l'image....	25
Figure 2.2 : Un $M1 = 3$ par $M2 = 2$ acquisition de sous-image d'un tableau.	26
Figure 2.3 : Un point d'arrêt sur un objet fragmenté. Les points de rupture des trois fragments sont marqués par des points rouges.....	27
Figure 2.4 : Schéma représentant les différentes étapes et les caractéristiques des méthodes de reconstruction des objets et leurs variations	30
Figure 2.5 : Différentes étapes de construire l'image par technique puzzle	33
Figure 2.6 : Présentation de la stratégie d'assemblage JigSaw.....	35
Figure 3.1 : Schéma fonctionnel du processus de reconstruction images non chevauchées	38
Figure 3.2 : Pour trouver des images voisine dans un panorama, une partie gauche et à droite de l'image ont un descripteur d'image séparé.....	39
Figure 3.3 : Montre les deux type de descripteurs GIST et descripteur couleur pour extraire les caractéristiques de calcule la correspondance entre les images	40
Figure 3.4 : Couture d'image Basé est sur le résultat de l'algorithme GIST.....	44
Figure 3.5 : Le masque pondéré qui représente le ratio de pixels valables dans chaque casier spatiale.	45
Figure 3.6 : Alignement les fragments horizontaux et verticaux	47
Figure 3.7: Deux images fusionnées avec le graph cut.....	48
Figure 3.8 : Effet de blending après le fusionnement	51
Figure 3.9: Blending basé sur les distances	51
Figure 4.1 : Architecture générale de l'application.....	55

Figure 4.2 : Interface de l'application	56
Figure 4.3 : Fenêtre de traitement du logiciel	57
Figure 4.4 : Un ensemble des images de tests.....	58
Figure 4.5 : Un ensemble des images de la base.	59
Figure 4.6 : Alignement deux fragments images complémentaire	59
Figure 4.7 : L'images fusionnées avec masque de cut-graph.....	60
Figure 4.8 : Résultat après le blending	61
Figure 4.9 : Images de Test pour évaluation la comparaison	63

Liste des tableaux

<u>Tableaux</u>	<u>page</u>
-----------------	-------------

Tableau 2.1 : Les caractéristique des méthodes de reconstruction d'objet passées en revue.....32

Tableau 4.1 : Mesure de similarité par rapport à l'image originale... ..63

Liste des acronymes et abréviation

<u>Abréviation</u>	<u>page</u>
SIFT: Scale-Invariant Feature Transform.....	18
SURF: Sanford Underground Research Facility.....	18
FAST: Features from accelerated segment test.....	18
GIST: Image Stitching in the Gradient Domain	37

Table des matières

Résumé	V
Liste des figures	X
Liste des tableaux	X
Liste les acronymes et abréviation	X
Introduction Générale	1

Chapitre I : La mosaïque d'images

1. Introduction :	3
2. Construction d'images panoramiques:	4
2.1. Systèmes omnidirectionnels:	4
2.1.1. Systèmes optiques :	4
2.1.2. Objectif œil de poisson :	4
2.1.3. Systèmes catadioptriques :	5
2.2. Systèmes par mosaïque:	7
2.2.1. Présentation :	7
2.2.2. La fusion d'images:	9
2.2.2.1. Méthode de la moyenne directe:	9
2.2.2.2. Filtrage de médian:	9
2.2.2.3. Méthode de la moyenne pondérée.....	10
2.2.2.4. Analyse multi-résolution:	10
2.2.3. Blending des images:	12
2.2.3.1. Types blending des images:	13
2.2.3.1.1 Plumage:	13
2.2.3.1.2. Alpha blending:	14
2.2.3.1.3. Pyramide de blending ...	15
2.2.3.1.4. Graph cut de blending.....	16
2.2.4. Classification des images mosaïques fondée sur l'enregistrement:.....	17

2.2.4.1 Méthode directe ou la méthode de l'intensité:.....	18
2.2.4.2. Domaine fréquentiel méthode phase de corrélation	19
2.2.4.3 Méthode basée sur fonction.....	19
2.2.4.4 Extraction des caractéristiques:.....	20
2.2.4.5 Mesure de similarité:.....	21
2.2.5. Classification des images mosaïques basée sur le blending:.....	22
2.2.5.1 Blending multi-résolution:.....	23
2.2.5.2 Blending par domaines de gradient.....	23
3. Conclusion :	24

Chapitre II : Alignement et assemblage des images non-chevauchées

1. Introduction.....	25
2. La recomposition des images non-chevauchées	25
2.1. Procédure de Reconstruction d'objet.....	25
2.1.1. Fragments de prétraitement.....	27
2.1.2. Correspondance et l'alignement des fragments adjacents de candidat.....	28
2.1.3. Correspondant fragments adjacents des candidats	28
3. Schéma global	30
4. Approches de reconstruction d'objet.....	31
4.1. Technique de puzzle.....	33
5. Conclusion	35

Chapitre III : Conception d'application

1 .Introduction.....	37
2. Schéma fonctionnel du processus.....	38
3. Recherche dans la base de données.....	39
4. Extraction des caractéristiques	39

4.1 Descripteur image	40
4.1.1. Descripteur de couleur	41
4.1.2. GIST scène descripteur	42
4.1.2.1. GIST : optimisation d'une fonction de coût sur dérivées d'image	42
4.1.3. Masque descripteur	44
5. La correspondance entre les images.....	45
5.1. La distance entre les descripteurs	45
5.2. Alignement les fragments images verticaux	46
6. Fusionnement basée sur les distances (par pondération).....	47
6.1. Détermination de la coupure optimale avec la technique de Graph-cuts (coupes de graphes).....	47
6.2. Affinement du résultat : le Blending.....	51
6.2.1. Blending par domaines de gradient.....	52
7-Conclusion	53

Chapitre iv: Résultats expérimentaux

1. Introduction.....	54
2. Réalisation de l'application	54
2.1. Outils de développement.....	54
2.2. Conception générale de l'application.....	55
2.3. Présentation de quelques vues	56
3- Résultats expérimentaux	58
3.1. Extraction des caractéristiques (descripteurs).....	59
3.2. Alignement des fragments complémentaire.....	59
3.3. Fusionnement des fragments images	60
3.4. Blending des fragments images	60
4. Evaluation des résultats	61

5-Conclusion 63

Conclusion générale 64

Bibliographie65

INTRODUCTION GENERALE

De nombreuses applications en vision par ordinateur nécessitent un champ de vision large, comme par exemple la construction de cartes aériennes ou satellites ou encore la vidéosurveillance. Cependant, de nombreux systèmes conventionnels de capture d'images sont limités par leur champ de vision, souvent plus petit que celui de l'humain. L'utilisation des images panoramiques s'est très vite étendue à de nombreux domaines. Par exemple en robotique, l'usage d'un robot pour visualiser une scène inaccessible à un humain est désormais fréquente.

La nécessité de combiner des images dans un panorama existe depuis le début de la photographie, car le champ visuel d'une caméra est souvent plus petit que le champ visuel humain. De plus, les objets de grandes tailles ne peuvent pas être capturés dans une image simple.

L'utilisation d'un champ visuel large peut être une solution partielle, mais les images obtenues avec un tel champ visuel ont des distorsions substantielles.

La construction d'une mosaïque consiste à recoller toutes les images de référence dans le même repère, de façon à reconstituer une seule vue d'ensemble de la scène.

Parmi les besoins les plus courants dans l'imagerie se trouvent une variété de tâches de reconstruction (alignement des images d'une même scène acquise à des instants différents ou selon différentes modalités, alignement des images de même scène malgré l'absence zone de recouvrement ...) et de fusion (fusionner des images d'une même scène pris de plusieurs perspectives, fusion multi spectrale...). Ces tâches primordiales relèvent toutes d'une même problématique: la reconstruction.

La plupart des méthodes pour l'assemblage avec les différentes parties de la même scène en une mosaïque exigent un chevauchement de telle sorte qu'une correspondance peut être déterminée, mais dans la réalité ce n'est pas forcément le cas, et sans zone de chevauchement les méthodes actuelles sont impuissantes.

Pour assembler des images qui sont immédiatement adjacents, mais ne le font pas basé à gradient de chevauchement, la question qui se pose comment reconstruire deux ou plusieurs images dans la même scène avec l'absence de zone de chevauchement entre eux ?

Dans ce mémoire, nous intéressons à la fabrication des panoramas d'images, et plus précisément à la reconstruction de l'image à partir des fragments non chevauchés.

Ce travail sera présenté en quatre (04) chapitres comme suit:

- Le premier chapitre consiste à présenter les méthodes de la création des images panoramique avec les systèmes omnidirectionnels et les systèmes par mosaïque.
- Le deuxième chapitre est consacré pour l'alignement et la recomposition des images non-chevauchées.
- Les deux derniers chapitres sont consacrés pour la présentation de notre démarche pour aboutir au but de ce travail. Et pour ce faire, une conception de notre processus est décrite dans le troisième chapitre avec les différents étapes et techniques nécessaires pour sa réalisation. Le dernier chapitre est dédié à l'implémentation de notre solution avec une illustration des différents résultats expérimentaux, ainsi que l'évaluation et la comparaison de ses résultats avec d'autres techniques.

Nous terminerons notre travail par une conclusion générale et des perspectives.

Reconstruction d'une image à partir des fragments non-
chevauchés

Chapitre I : La Mosaïque d'images

Chapitre I

La mosaïque d'images

1. Introduction

De nombreuses applications en vision par ordinateur nécessitent un champ de vision large, comme par exemple la construction de cartes aériennes ou satellites ou encore la vidéosurveillance. Cependant, de nombreux systèmes conventionnels de capture d'images sont limités par leur champ de vision, souvent plus petit que celui de l'humain. L'utilisation des images panoramiques s'est très vite étendue à de nombreux domaines. Par exemple en robotique, l'usage d'un robot pour visualiser une scène inaccessible à un humain est désormais fréquente.

La nécessité de combiner des images dans un panorama existe depuis le début de la photographie, car le champ visuel d'une caméra est souvent plus petit que le champ visuel humain. De plus, les objets de grandes tailles ne peuvent pas être capturés dans une image simple.

L'utilisation d'un champ visuel large peut être une solution partielle, mais les images obtenues avec un tel champ visuel ont des distorsions substantielles.

La construction d'une mosaïque consiste à recoller toutes les images de référence dans le même repère, de façon à reconstituer une seule vue d'ensemble de la scène.

Pour reconstituer un panorama à partir d'un grand nombre d'images, nous étudions tout d'abord, l'association de deux images qui se recouvrent partiellement et ensuite, nous appliquons les principes en question de plus près pour l'ensemble des images d'origine.

On cherche à établir le champ de vision restreint des systèmes de capture d'images. Pour ce faire, deux (02) grandes avenues s'offrent à nous:

- **Systèmes omnidirectionnels**: capturer directement une image panoramique
- **Systèmes par mosaïque** : déformer et aligner une série d'images possédant des zones de recouvrement

2. Construction d'images panoramiques

Il existe plusieurs méthodes pour acquérir des images panoramiques, qui sont séparées en deux catégories :

1. Les méthodes basées sur une approche optique qui consistent à modifier la partie optique du système d'acquisition pour augmenter le champ visuel et ainsi obtenir directement une image panoramique ;
2. Les méthodes basées sur la reconstruction qui consistent à produire la mosaïque à partir d'un ensemble d'images prises avec un système optique régulier. Brown [1] puis Benosman et Kang [2] ont répertorié de nombreuses méthodes de reconstruction panoramique.

2.1. Systèmes omnidirectionnels

Un système omnidirectionnel vise à augmenter le champ visuel de la caméra à l'aide d'un système optique. Il peut être composé d'une caméra unique et d'un miroir convexe ou d'une lentille fisheye (*Objectif œil de poisson*).

2.1.1. Systèmes optiques

L'utilisation de caméras à grand angle de vue permet l'acquisition d'une grande partie, voire de l'ensemble de l'environnement en une seule image. Cela présente donc l'avantage d'être très rapide, évitant le mouvement des objets dans la scène. Cependant, capturer toute la scène dans une seule image compromet la qualité de l'image du fait d'une résolution limitée et d'un pas fixe d'échantillonnage. Nous présentons ici deux types de systèmes optiques : l'objectif de type œil de poisson, qui est un objectif grand angle, et le système catadioptrique, qui est une combinaison d'une caméra avec un miroir.

2.1.2. Objectif œil de poisson

Un des moyens pour augmenter le champ visuel de la caméra est d'utiliser un objectif de type œil de poisson à la place d'un objectif conventionnel. L'objectif œil de poisson possède une distance focale très courte et un angle d'ouverture large, près de 180°. Cependant, les images obtenues sont déformées : toutes les droites qui ne passent pas par le centre sont fortement courbées. Il faut alors projeter les images sur un écran sphérique pour retrouver les angles ou en corriger la géométrie. Mais les images obtenues permettent d'obtenir facilement

un panorama sphérique, du fait du grand angle de vue, en alignant seulement quelques images prises avec un objectif œil de poisson, comme le font Xiong et Turkowski [3]. La figure 1.1 présente une image brute obtenue avec un tel objectif.



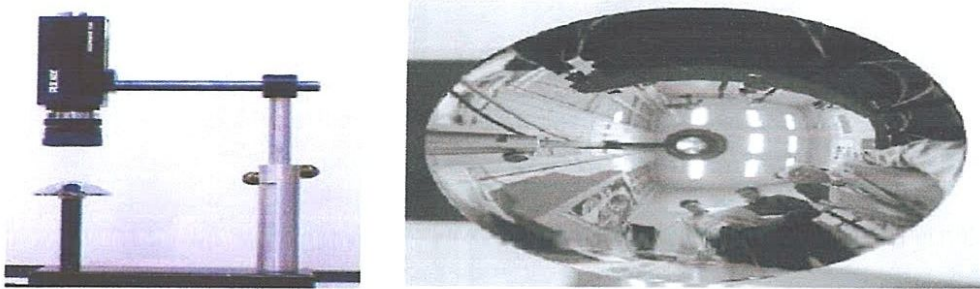
Figure 1.1: Une image avec un objectif œil de poisson. Pièce complète : 4 murs, plafond, sol.

2.1.3. Systèmes catadioptriques

Un deuxième moyen pour augmenter le champ visuel à l'aide d'une seule photo est d'utiliser une surface réfléchissante, en combinant par exemple un ou plusieurs miroirs avec un système de capture d'images classique. On obtient alors un système appelé catadioptrique. Le terme catadioptrique provient du mot catoptrique, qui renvoie aux surfaces de réflexion (miroirs) et du mot dioptrique, qui renvoie aux éléments de réfraction (lentilles).

La combinaison de lentilles et de miroirs est donc un système catadioptrique. Cependant, afin d'obtenir des images géométriquement correctes et sans effet de dédoublement, ce système doit vérifier la contrainte du point central unique, c'est-à-dire que les droites liant un point de l'espace et sa projection sur le miroir passent toutes par un point unique, appelé point central de projection. Baker et Nayar [4] ont déterminé la classe de tous les systèmes catadioptriques, et parmi ceux-ci, ceux qui respectent la contrainte. Les miroirs plans, ellipsoïdes, hyperboloïdes, paraboloides, coniques et sphériques possèdent un point de vue unique mais, le montage catadioptrique n'en a pas forcément. Cela dépend du positionnement de la caméra par rapport au miroir. La figure 1.2 présente une caméra catadioptrique composée d'un miroir hyperbolique et d'une lentille conventionnelle à projection perspective.

Cependant, la résolution de l'image obtenue est limitée à celle du système catadioptrique. Afin d'augmenter la résolution, Nalwa [5] a proposé un nouveau système, composé de quatre miroirs planaires qui forment les faces d'une pyramide. Une caméra est placée devant chaque face de la pyramide. Les axes optiques des caméras ainsi que les angles formés par les faces de la pyramide sont ajustés jusqu'à ce que les quatre points centraux des miroirs coïncident. Le résultat est un système à point central unique produisant un champ visuel panoramique d'environ $360^{\circ} \times 50^{\circ}$, comme le montre la figure 1.3.



(a) Camera catadioptrique
composée d'un miroir hyperbolique et
d'une lentille perspective conventionnelle.

(b) Image brute obtenue.

Figure 1.2: Un système catadioptrique.



Figure 1.3: Image acquise par le système catadioptrique de Nalwa [5].

2.2 Systèmes par mosaïque

2.2.1. Présentation : C'est quoi la mosaïque d'images?

Une mosaïque d'images est une collection d'images prises suivant des angles de vue différents et ramenées à un même repère. On peut, par exemple, utiliser une caméra en rotation autour de son centre optique.

Un panorama est une représentation d'une mosaïque d'images, permettant de voir l'intégralité d'une scène à 360° voir à 4π stéradians. Le terme panorama est dérivée du grec est signifié « tout-voir ». L'un des premiers panoramas répertoriés a été réalisé par Robert Barker. Il fit d'ailleurs breveter en 1787 un dispositif qu'il nomma «La nature d'un coup d'œil» où les spectateurs, placés sur une estrade, se trouvent au cœur d'un paysage ou d'un champ de bataille.

En décembre 1900, Louis Lumière dépose le brevet du Photorama. Il s'agit d'un procédé photographique permettant de prendre, en une seule prise de vue, une scène sur 360° . Le brevet inclut la projection intégrale de ce panorama sur un cylindre. Les spectateurs sont, là aussi, placés au centre de l'estrade.

La création d'un panorama ou d'une mosaïque d'images de façon automatique et en contrôlant éventuellement les conditions de prise de vue est un défi qui motive les industriels comme le monde de la recherche.

Différentes étapes sont impliquées dans l'image mosaïque tels que l'enregistrement de l'image, l'image gauchissement et de l'image de mélange. Exemple mosaïque de l'image est représenté sur la Figure 1.4.

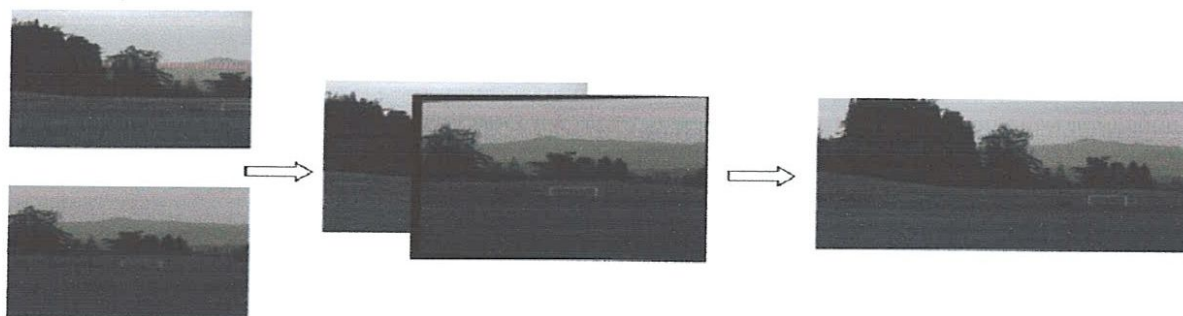


Figure 1.4: Exemple image mosaïque.

Image mosaïque est alignement des multiples images qui se chevauchent dans une grande composition qui représente une partie d'une scène 2D. Mosaïque pourrait être considéré comme un cas particulier de reconstruction la scène où les images sont liées par homographie. Ceci est une raisonnable hypothèse si les images ne présentent pas d'effets de parallaxe, à savoir quand la scène est approximativement plane ou la caméra tourne purement autour de son centre optique [6]. Utilisation de mosaïque il est possible d'étendre le champ de vision d'une caméra en conservant la résolution d'origine et sans introduire de lentille déformation indésirable [7]. Il y a eu une variété de nouveaux ajouts aux applications classiques de l'image mosaïque qui visent principalement à augmenter le champ de vision.

La construction mosaïque trouve ses pratiques dans de nombreux applications vision par ordinateurs et infographie [8], sont quelques-uns des domaines importants où mosaïque est créer des impacts significatifs. Comme on le voit sur la Figure 1.5, mosaïque implique différentes étapes de traitement d'image: enregistrement, reprojection, fusionnement, et le blending.

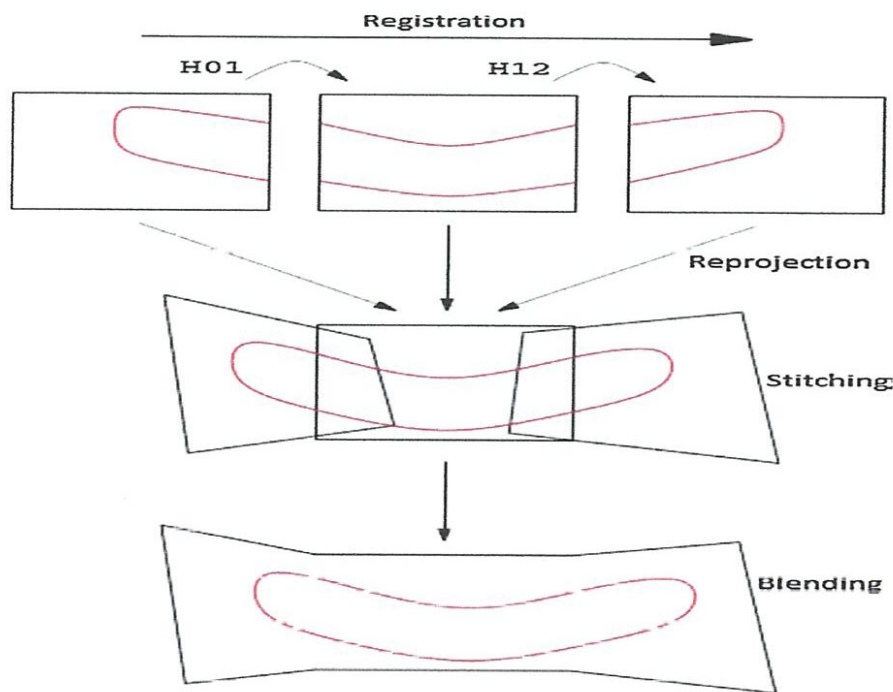


Figure 1.5: Différentes étapes de l'image mosaïque.

2.2.2. La fusion d'images

La construction d'une image mosaïque est une tâche impliquant deux étapes principales. Tout d'abord, les images devraient être géométriquement enregistrées et déformées en conséquence en une seule commune cadre de référence. En second lieu, le rendu de la mosaïque doit être réalisé par les techniques de mélange, qui nous permettent de traiter avec des différences photométriques et de réduire la visibilité des inexactitudes d'enregistrement entre les images concernées.

Après avoir trouvé les fonctions de transfert qui relient les images en chevauchement, on doit choisir sur quelle surface on va représenter le résultat final. De plus, les zones d'entrelacement peuvent avoir des intensités différentes. Donc, on cherche ici à fusionner les images de façon à ce que les intensités dans une image convertissent graduellement vers les intensités de l'autre image, ce qui rend invisible les bordures entre les images.

L'objectif principal de l'image composite est de garantir la continuité de la superposition zone située entre les images. Et il n'y a pas de lignes composites visibles. À l'heure actuelle, il y a beaucoup de méthodes pour la zone de superposition des images composites.

2.2.2.1. Méthode de la moyenne directe

Superposition et la moyenne de la valeur de gris de points de pixels correspondants dans la zone de superposition entre les images après l'enregistrement. Et faire filtrage passe-bas aux images.

De cette façon, il y aura des lignes composites évidentes dans les images en mosaïque finales. S'il y a un objet en mouvement dans la scène, l'image finale mosaïque va générer "fantomatique" phénomène le long de la trace de l'objet en mouvement.

2.2.2.2. Filtrage de médian

Cette méthode fait un filtrage médian à la zone de superposition de l'image enregistrée, et certaines conditions, il peut surmonter le phénomène de détail flou dans les images en

directe méthode de la moyenne. Il peut garder le contenu d'image avec une fréquence plus élevée de l'espace. Mais il y a encore des traces évidentes dans l'image finale de la mosaïque.

2.2.2.3 Méthode de la moyenne pondérée

Méthode de la moyenne pondérée est similaire à la méthode moyenne directe, mais la superposition zone ne soit pas ajouté simplement, mais ajoute et moyenne après la pesée. Pour chaque image, le pixel de la zone centrale de l'image est plus pesant, et la zone de bord de l'image à inférieure pixel de pesage. De cette façon, nous pouvons réaliser la transition en douceur du contenu de l'image, et retirer la marque de mosaïque dans l'image de manière efficace.

2.2.2.4. Analyse multi-résolution

Cette méthode divise d'abord l'image en une série d'image de sous-bande avec différents réponses de résolution, les caractéristiques de fréquence, et fonction directionnelle, et les mosaïques dans chaque sous-espace, et enfin des données d'image à composer de la zone de superposition dans l'original les réponses de résolution avec la reconstruction de l'algorithme. De cette façon, nous pouvons obtenir une image mosaïque.

Cette méthode peut réaliser une transition en douceur du contenu de l'image de manière efficace. Cependant, le calcul est compliqué.

La figure 1.6 Ci-dessous montre les étapes principales de processus général de fusionnement des images mosaïques

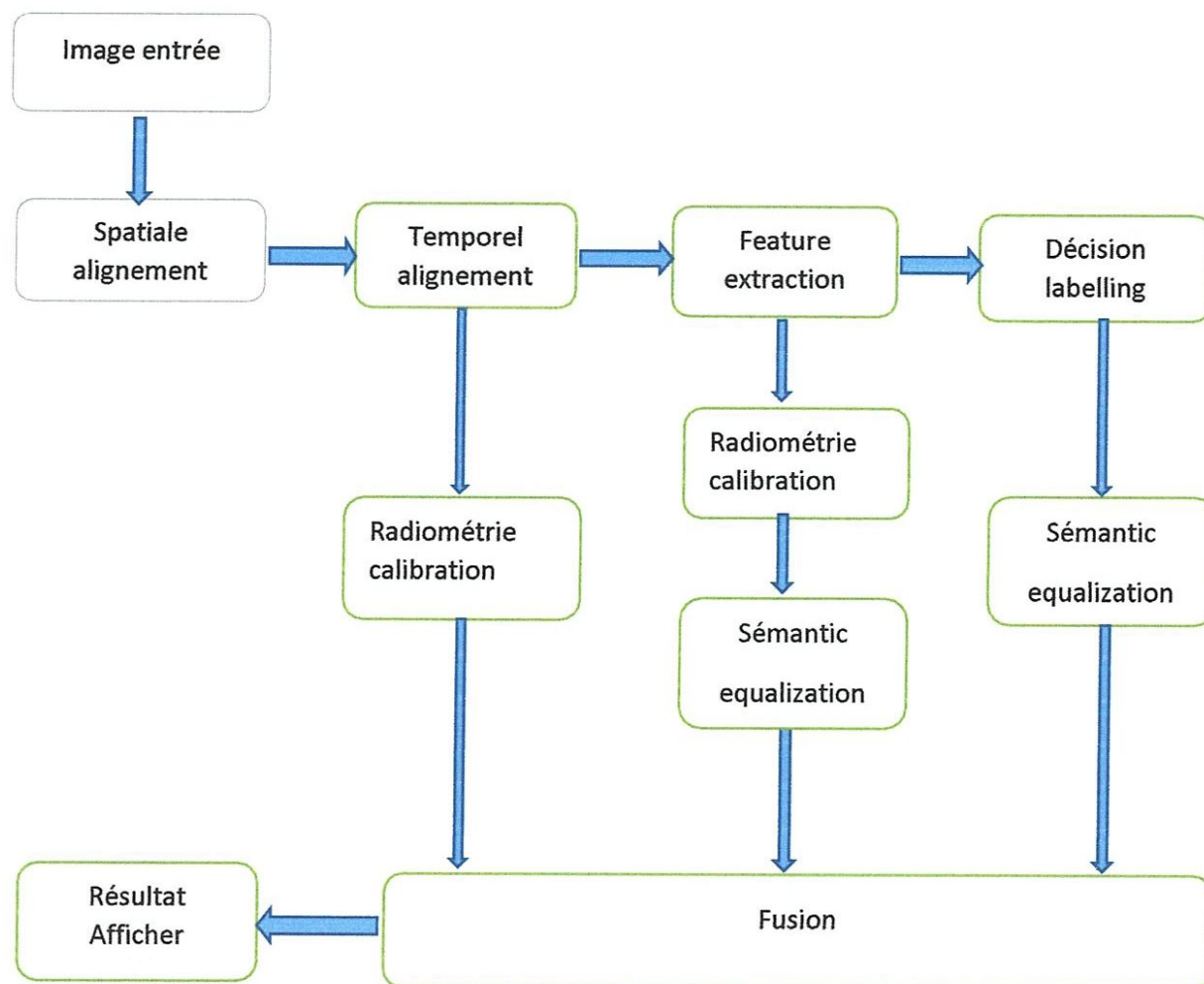


Figure 1.6: Schéma général de processus de création d'images mosaïques.

La réalisation d'une mosaïque d'images comprend trois étapes essentielles :

- La correction géométrique des images à assembler ;
- L'égalisation des radiométries entre images voisines ;
- L'assemblage des images suivant la meilleure ligne de raccord.

De plus, lorsque la mosaïque est assemblée, il s'agit de contrôler ses principaux critères de qualité, à savoir sa géométrie et sa radiométrie.

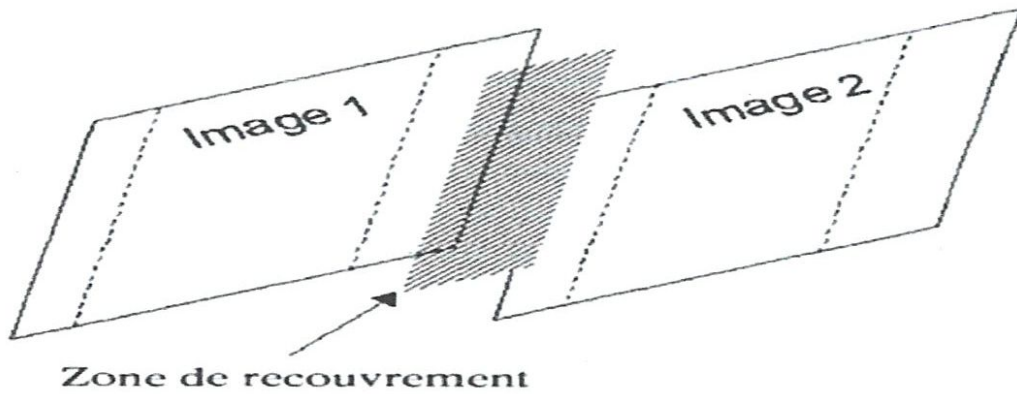


Figure 1.7: image contiguë 1 et 2 présentant la zone de recouvrement commune

L'aspect le plus important est d'avoir la possibilité d'exploiter le résultat de reconstruction dans d'autres tâches de traitement d'image (par exemple : segmentation, fusion, ou même une autre opération de reconstruction), car on préserve la continuité d'objets, surtout ceux qui sont mobiles, et on élimine les artefacts indésirables. Comme exemple d'application, il se trouve que *google maps* est basé sur la segmentation des cartes satellitaires issues par *google earth* (pour extraire les routes, les pistes, les chemins de fer ...). Cette opération ne peut donner une segmentation réelle que si les cartes contenant ses structures ne présentent pas de discontinuités ou des différences géométriques, qui peuvent avoir lieu après une opération de recalage. Pour cela, deux approches peuvent être utilisées : *la sélection et la pondération de pixels, et le Blending*.

2.2.3. Blending des images

Ceci est la dernière étape dans le processus image mosaïque. Ceci est de mélanger les couleurs des pixels dans la région de chevauchement afin d'éviter les coutures. L'image est la procédure de *blending* pour obtenir une transition en douceur entre les images en enlevant le joint d'intensité dans le voisinage de la limite au fur et à modifier les niveaux de gris de l'image au niveau du joint de jonction. Il détermine également la représentation dans la zone de chevauchement.

Chaque fois que les images sont prises par la rotation de la position de la caméra, ou de prendre des images à des intervalles de temps différents, ou à des expositions de différence, puis en raison de tous ces phénomènes les images diffèrent en photométrie. Cet effet

photométrique peut être vu à la jonction de l'image mosaïquée lorsque deux ou plusieurs images sont utilisées pour mosaïquer. Ceci crée un joint d'intensité qui est le changement brusque de la valeur d'intensité pour la même scène. La partie en surbrillance sur la Figure 1.8 montre la couture d'intensité

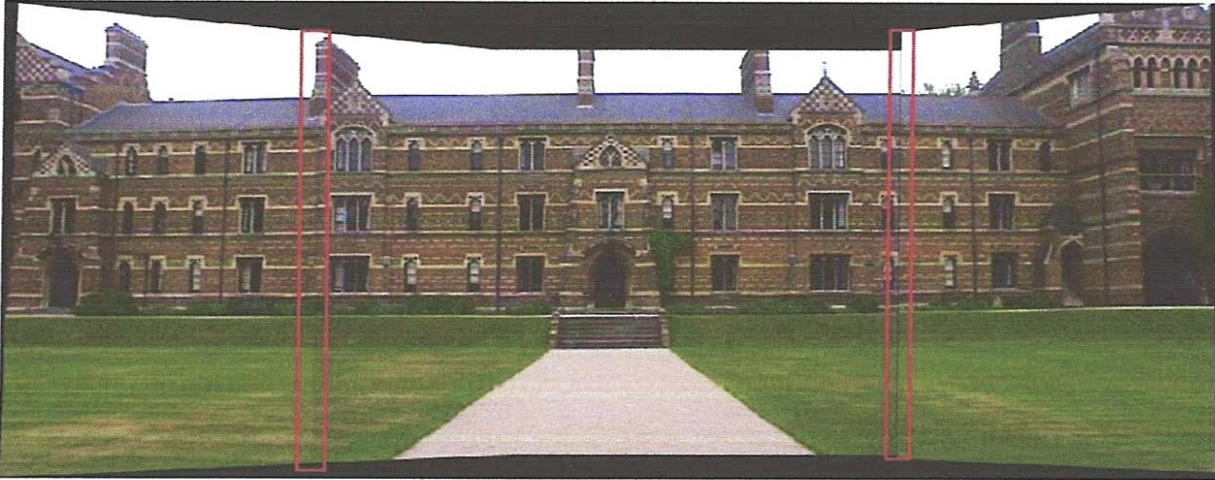


Figure 1.8: Partie en surbrillance de l'image montrant la couture d'intensité.

2.2.3.1. Types blending des images

Il y a la procédure image de blending différent comme suit:

2.2.3.1.1. Plumage

Ceci est le plus simple de toute la procédure image de blending. Ceci est une connue comme transition algorithme de lissage. Dans ce procédé, la limite des deux images lissées, puis sont placés côte à côte. Cela supprime le changement progressif de valeurs d'intensité de la même scène, mais ne supprime pas la couture complètement. Figue.1.9 montre le blending de plumes.



Figure 1.9 : Mélange de plumes.

2.2.3.1.2. Alpha blending

Ceci est également la transition algorithm de lissage. Dans ce procédé, au lieu de lisser les limites de l'image, les frontières de l'image sont progressivement dégradées dans l'ordre décroissant, ainsi que l'ordre croissant en fonction de l'équation,

$$I = I_1 * \alpha + I_2 * (1 - \alpha) \quad (1.1)$$

Le résultat de l'alpha blending est identique ou différents en fonction de la taille de la fenêtre. La valeur alpha dépend de la taille de la fenêtre. Elle varie de 0 à 1 et vice-versa, et l'incrémation ou la décrémentation dépend respectivement de la taille de la fenêtre. Fig. 1.10. montre le blending de plumes avec différentes tailles de fenêtre.

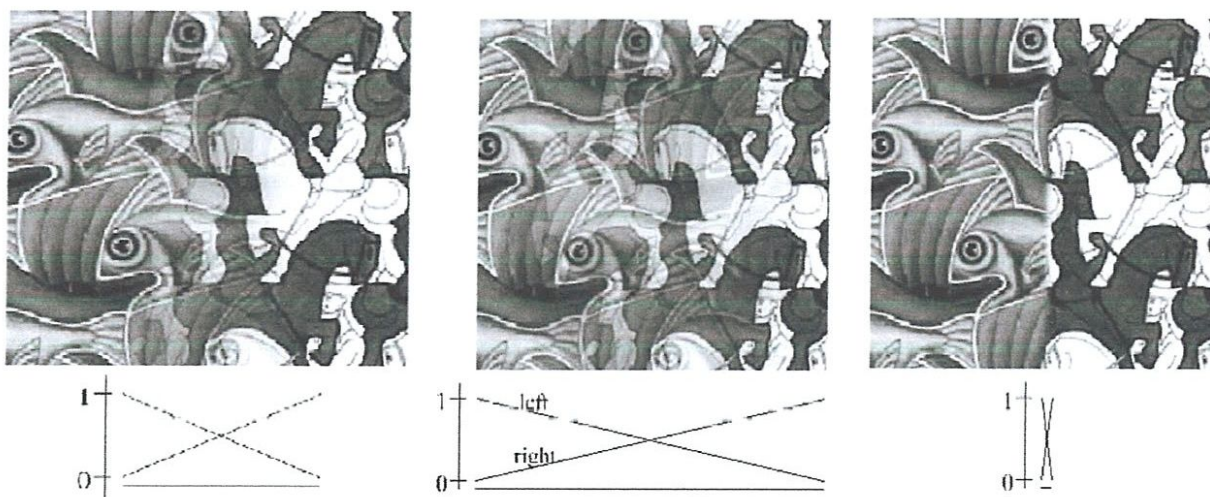


Figure 1.10 : Alpha blending avec différentes taille de la fenêtre.

2.2.3.1.3. Pyramide de blending

Ceci est aussi une sorte de transition de blending. Les images sont décomposées dans la pyramide laplacienne et sont ensuite mélangées à chaque étape. Comme on le voit sur la Figure 1.11,

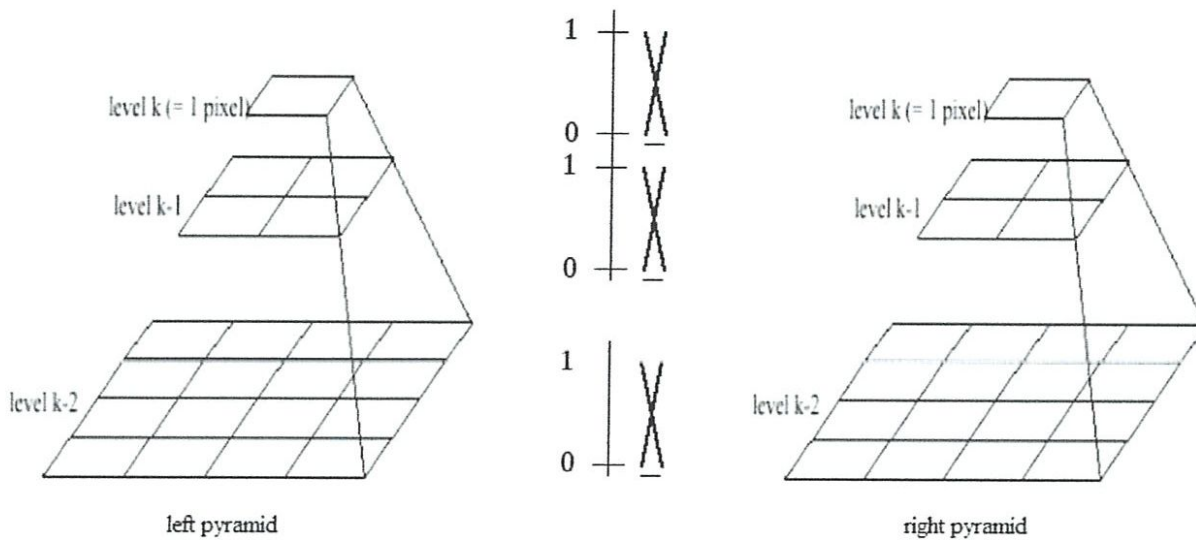


Figure 1.11. Création pyramide dans l'image de la pyramide de mélange.

L'équation de mélange pour la pyramide laplacienne à chaque niveau peut être écrite comme:

$$L_{12i} = L_{1i} * R_i + L_{2i} * (1 - R_i) \quad (1.2)$$

Où L_{1i} et L_{2i} représentent l'image 1 et image 2 ième au niveau de la pyramide laplacienne et R_i est le masque de la région au niveau de la pyramide laplacienne ième. Cela peut aussi être considéré comme feathering mélange (en cas de masque de plume) fait à autre image sous-échantillonné la version. L'exemple de pyramide de mélange est représenté sur la Fig.1.12.

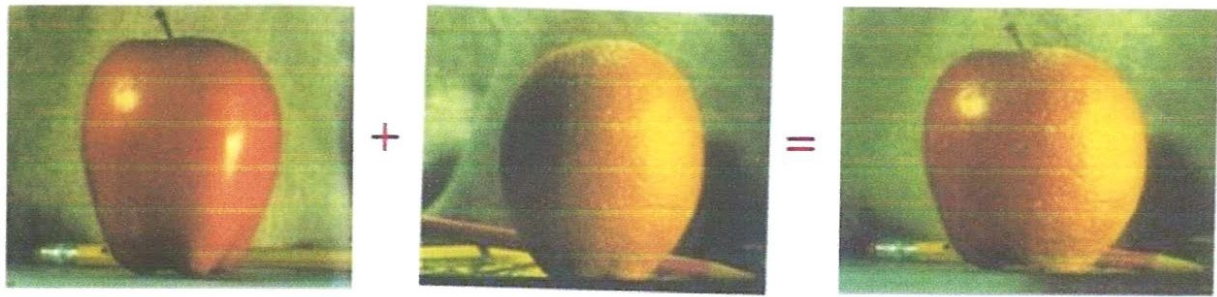


Figure 1.12: Pyramid de mélange.

2.2.3.1.4. Graph cut de blending

Ceci est une sorte de retrait de couture optimal algorithm d'image de couture. Comme son nom l'indique, dans cet algorithme la coupe dans l'image est faite dans la partie de la zone de chevauchement commune des deux images en utilisant l'algorithme de débit minimum coupé / maximum.

Dans le traitement de l'image, une image peut être désigné comme un graphique. Si l'image d'échelle de gris de l'image est alors il est un graphe 2-D ou si l'image couleur de l'image est alors il est un graphique 3-D. Un graphe pondéré réalisé est notée,

$$G = \langle \mathcal{V}, \mathcal{E} \rangle \quad (1.3)$$

Où G est un graphe, \mathcal{V} est un ensemble de nœuds et \mathcal{E} est un ensemble d'arêtes dirigées. Les terminaux sont le nœud spécial supplémentaire que le graphe contient. Bornes en vision par ordinateur, peuvent être désignés comme un ensemble d'étiquettes qui est attribué à pixels, avec deux bornes qui sont habituellement désignés comme source, s et la cible, t comme le montre la figure 1.13.

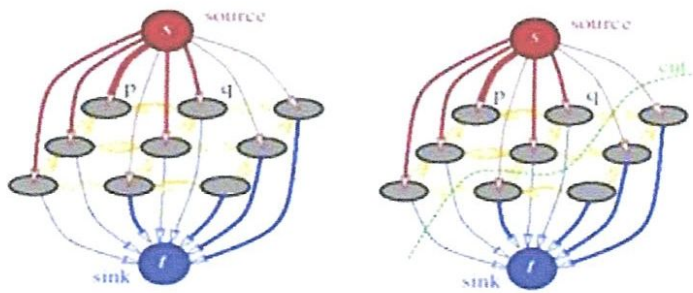


Figure 1.13 : Graphe et le graphe coupe avec source et cible images.

2.2.4. Classification des images mosaïques fondée sur l'enregistrement

Enregistrement de l'image est non seulement une étape importante de l'image mosaïque, mais aussi le fondement de celui-ci. Enregistrement des multi source images [9], qui sont axés sur la même cible, mais produites à partir de différents capteurs, perspective différente, et des moments différents, on calcule la transformation géométrique optimale en examinant les correspondances entre chaque paire d'images. Ce processus rend les images multi-sources alignées dans une référence commune cadré avec les transformations géométriques estimées. au mesure où les points correspondants à partir d'images multi-sources sont alignés ensemble, l'inscription est réussie [10]. Susmentionné correspondances peuvent être établies soit par correspondance modèles entre les images, ou par des caractéristiques extraites du correspondant images, ou en utilisant la propriété de corrélation de phase domaine de la fréquence.

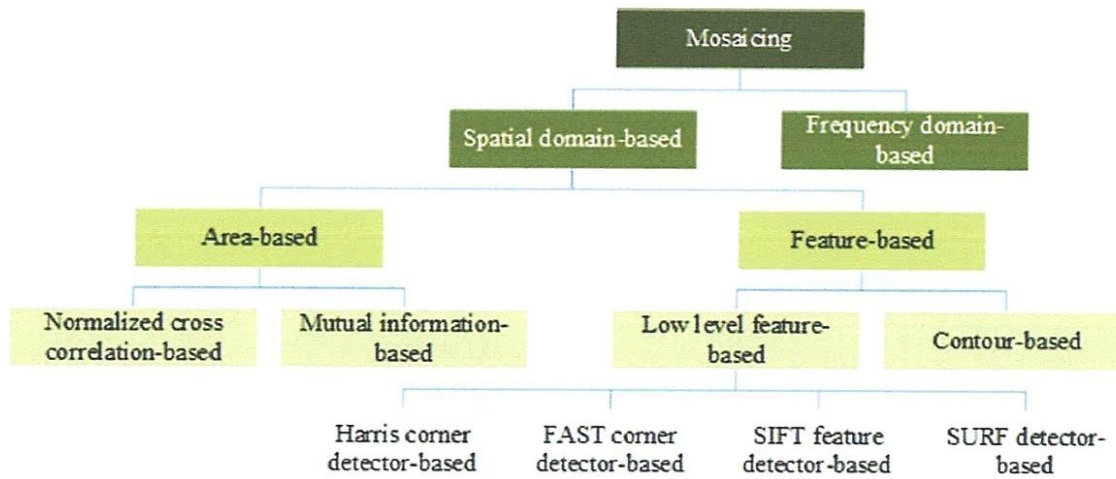


Figure 1.14. Classification des mosaïques fondée sur l'enregistrement.

Le processus d'enregistrement d'image peut être organisé dans les types suivants:

2.2.4.1 Méthode directe ou la méthode de l'intensité

Dans ce procédé, l'image source est adaptée à l'image cible en se référant aux valeurs des pixels d'intensité individuelle. La correspondance est faite individuellement entre des valeurs de pixels d'intensité de la source et l'image cible.

Cross-corrélation des valeurs d'intensité de pixels d'image est l'approche analytique de base de l'enregistrement. En reconnaissance de formes, il est souvent utilisé pour la correspondance des modèles d'image qui utilisent l'orientation et l'emplacement d'un modèle ou d'un modèle dans l'image. Corrélation croisée peut être utilisée pour la mesure de la proximité. Pour l'image I et modèle T, où T est petit par rapport à I, la mesure de similarité en utilisant la fonction de corrélation croisée est

$$C(u, v) = \frac{\sum_x \sum_y T(x, y) I(x-u, y-v)}{\sqrt{\sum_x \sum_y I^2(x-u, y-v)}} \quad (1.5)$$

Si le modèle correspond à l'image à la position particulière, alors il y a un pic à $C(i, j)$.

2.2.4.2. Domaine fréquentiel méthode phase de corrélation

La propriété de multiplication de transformée de Fourier est utilisée dans ce cas. Elle indique que la corrélation des deux images dans le domaine spatial est le produit individuel de la transformée de Fourier d'une image avec l'autre. La transformée de Fourier d'une image $f(x, y)$ est une fonction complexe avec partie réelle $R(\omega_x, \omega_y)$ et une partie imaginaire $I(\omega_x, \omega_y)$ à chaque fréquence (ω_x, ω_y) du spectre des fréquences.

$$F(\varphi_x, \varphi_y) = \frac{F_1(\varphi_x, \varphi_y) F_2^*(\varphi_x, \varphi_y)}{|F_1(\varphi_x, \varphi_y) F_2^*(\varphi_x, \varphi_y)|} \quad (1.6)$$

Dans le domaine spatial de la phase de cross spectre de fréquences de puissance peut être représentée en prenant la transformée de Fourier inverse de son homologue de fréquence, puis quitte une fonction avec une impulsion qui est à peu près nulle partout sauf au point de déplacement qui est nécessaire pour l'enregistrement optimal de deux images. Maj théorème convient que la différence de phase entre les images revient à la phase du spectre de puissance croisée. Méthode ci-dessus est utilisée pour enregistrer des images ayant seulement la translation.

2.2.4.3. Méthode basée sur fonction

Dans les techniques d'enregistrement d'image base sur fonction, les valeurs des niveaux de gris ne sont pas impliquées pour décrire les entités correspondant. Il se sert de l'image au niveau des caractéristiques basses ou élevées tels que les coins, les bords, les correctifs d'image etc. être dérivées par l'algorithme d'extraction de caractéristiques. Le but de la méthode basée sur les caractéristiques est d'extraire l'information importante de l'entrée de données d'origine de l'image et filtrer les informations non redondantes. Ces caractéristiques sont responsables pour le calcul approprié. Ces caractéristiques sont acquises qui sont les plus uniques et susceptibles d'être trouvés dans les deux images et plus tolérant des distorsions locales. Par conséquent, pour effectuer un calcul exact nombre suffisant de caractéristiques doit être détecté.

Après la détection de caractéristiques dans chaque image, ils doivent être adaptés. Lorsque le type de désalignement est inconnu ou si la classe de transformations ne peut pas être facilement catégorisée, l'enregistrement des images est la première approche. En cela, nous pouvons utiliser ces caractéristiques extraites, puis les faire correspondre à l'aide de transformation générale.

La méthode de cartographie des points se compose de trois Etages

- Extraction caractéristiques d'image,
- Trouver la correspondance en utilisant des points caractéristiques entre les données et l'image cible,
- Cartographie dans le domaine spatial.

Les points de contrôle sont désignés comme points d'intérêt. Celles-ci jouent un rôle important pour apparier but dans cette méthode. Les points de contrôle peuvent être ligne d'intersections, les coins, les bords, localement points de courbure maximale sur les lignes de contour, les centres fermés aux limites des régions de gravité et les centres de fenêtres ayant une courbure locale maximale. Selon cette méthode, nous avons calculé les bords des images en couleur espace vectoriel en utilisant des dégradés de couleurs. Pour une fonction scalaire $f(x, y)$, le gradient est un vecteur pointant dans la direction du taux maximal de changement de coordonnées (x, y) .

2.2.4.4. Extraction des caractéristiques

Dans un premier temps, les caractéristiques étaient les objets qui sont sélectionnés manuellement par une expertise. Mais en raison de l'informatisation du processus d'inscription, les approches pour la fonction de compréhension a été construit. Cette approche repose sur l'extraction des principales caractéristiques des images. Ces points caractéristiques doivent être distincts et séparée toute l'image. Aussi ceux-ci devraient être efficacement détectables dans les deux images. Coins points de région significatifs, les intersections de lignes sont comprises comme les caractéristiques ici. Pendant toute l'expérience, ceux-ci doivent être stables avec une variation dans le temps et doivent rester à des positions fixes afin d'obtenir un résultat correct.

L'exactitude et l'invariance de la méthode de détection de caractéristique dans la zone de chevauchement qui détermine l'efficacité des points caractéristiques extraites dans les deux images. On peut aussi dire que le nombre de points caractéristiques communs détectés dans l'ensemble des images devrait être assez suffisamment, sans tenir compte de la variation de l'image géométrie, présence de bruit, conditions radiométriques, et d'autres variations mineures, etc. L'efficacité des caractéristiques est donnée par sa définition. Les méthodes de fonction basée sur contrairement aux méthodes de la région sur la base, ne travaillent pas directement sur l'intensité de l'image. Ces caractéristiques représentent des informations de niveau supérieur. Ces propriétés des méthodes basées sur les caractéristiques rendent satisfaisant pour des situations qui traitent des changements dans l'éclairage ou multi capteurs.

2.2.4.5 Mesure de similarité

Mesure de similitude est le critère pour savoir si deux images ont atteint enregistrement. Pour connaître les caractéristiques algorithmes d'enregistrement sur la base, nous adoptons généralement différentes distances fonctionne comme mesure de similarité de fonctionnalités, telles que la distance euclidienne et Hausdorff, etc., comme pour l'algorithme région de corrélation, nous adoptons généralement une corrélation comme mesure de similitude, comme corrélation croisée, coefficient lié, et la cohérence de phase, etc. récemment, Méthode d'information mutuelle élevée dans la littérature [11] qui est utilisé dans l'enregistrement d'image a suscité une large attention. L'information mutuelle, dérive de informations, est un statistique corrélée mesure en deux ensembles d'informations. Information mutuelle MI (X, Y) de deux variables externes X et Y:

$$MI(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) \quad (1.7)$$

Dans cette formule, H (X), H (Y), H (X.Y) représentent des variables exogènes X et des Y entropie et la combinaison entropie respectivement. Le maximum d'information mutuelle l'enregistrement n'a pas besoin de faire aucune hypothèse sur les relations entre l'image pixel gamma. Et il ne nécessite aucun traitement préalable des images. Cette thèse prendra l'information mutuelle mesure de similarité, et d'analyser l'algorithme de mosaïque d'images correspondant.

2.2.5. Classification des images mosaïques basée sur le blending

Comme pour l'enregistrement, l'image de mélange est une étape importante pour la mise en œuvre réussie de mosaïque. Coutures multiples images pour créer une mosaïque sans soudure nécessite l'utilisation d'un appropriée algorithme de mélange. Le mélange est souvent désigné comme photométrie l'enregistrement, ce qui est vital pour égaliser la couleur et de luminance apparence dans une image composite. Il existe plusieurs raisons (différence exposition de la caméra, la variation de l'éclairage de la scène, la présence de mouvement objets entre les images, les désalignements géométriques, etc.) peut conduire à des incohérences dans l'image finale mosaïque. La visibilité de telles incohérences peuvent être minimisés en choisissant une appropriée algorithme de mélange. De cette façon, la mosaïque finale serait visiblement sans coutures gênantes, ce qui lui donne une apparence globale cohérente. Les deux sous-sections suivantes traitent de la classification de l'image mosaïques algorithmes basés sur les méthodes d'image de blending utilisés par eux.

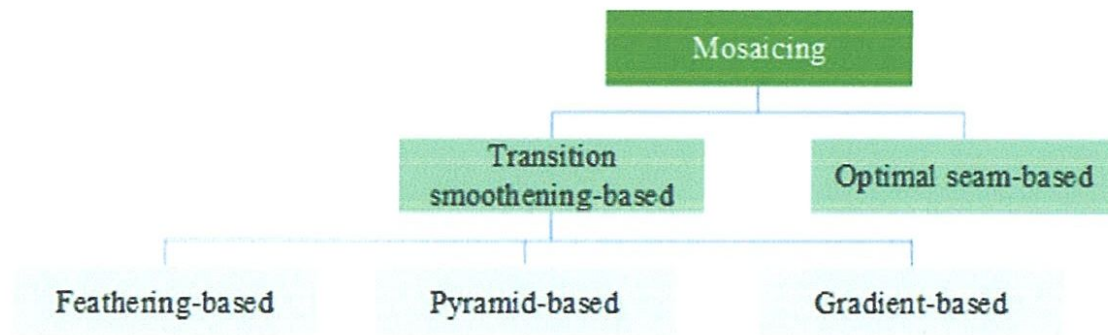


Figure 1.15. Classification des mosaïques basée sur le blending.

Dans plusieurs applications, les images originales sont très dissimilaires qu'une coupure optimale ne suffit pas d'éliminer les différences entre les images. Donc, une méthode de fusionnement est nécessaire surtout pour éliminer la différence de luminosité entre les images recalées, et compenser d'autres erreurs d'alignement.

2.2.5.1. Blending multi-résolution :

Ou le Blending par pyramides laplaciennes. Cette approche a été développée par Burt et Adelson [12], et consiste en trois étapes principales (pour le cas de deux images à recalées):

- Chaque image est convertie en une pyramide passe-bas, ou laplacienne, qui implique lisser chaque niveau de l'image par un filtre gaussien appelé un *noyau de convolution* (le filtre $1/16(1, 4, 6, 4, 1)$ dit binomial est le plus utilisé), redimensionner l'image lissée par un facteur de $1/2$ (sous-échantillonner), et soustraire l'image construite (passe-bas) de l'image originale. Les pixels invalides et ceux des bordures sont remplis par les valeurs voisines pour que ce processus soit bien défini.
- L'image *masque*, qui spécifie la partie correspondante de chaque image qui intervient dans le résultat, est convertie en une pyramide Gaussien (les mêmes étapes que la pyramide laplacienne, sauf la dernière étape de soustraction). Ces masques lissés et sous-échantillonnés vont servir de poids pour fusionner les différents niveaux dans les pyramides des images.
- Finalement, l'image composée est construite par l'interpolation et la sommation de toutes les pyramides (images passe-bas), ce qui donne une transition douce entre les deux images. Cependant, cette technique n'est pas toujours applicable, car une condition sur les deux images doit être satisfaite, qui impose que leurs dimensions doivent être de la forme : $N \times 2^n$ Burt et Adelson 1983 [12].

2.2.5.2. Blending par domaines de gradient

Au lieu de travailler directement sur les valeurs d'intensité de l'image, on peut exploiter la représentation de l'image dans le domaine de gradient.

La reconstruction d'images à partir de leurs domaines de gradient a été largement utilisée dans le domaine de la vision numérique, par exemple : la constance de brillance, stéréo photométrique, reconstruction d'images à partir de leurs bordures, complétion d'images Jianbing et al [13], élimination des ombres, séparation des réflexions d'une seule image, édition et montage d'images Perez [14].

3. Conclusion

Nous avons abordé dans ce chapitre les différentes techniques qui vont nous permettre de construire une mosaïque d'images. Ainsi les nombreux systèmes conventionnels de capture d'images qui sont limités par leur champ de vision, souvent plus petit que celui de l'humain. Donc la création d'images panoramiques, qui sont des images à champ visuel très large, est un moyen permettant de compenser ce champ visuel limité.

La construction d'une mosaïque est généralement effectuée de proche en proche, en commençant par assembler deux images voisines présentant une zone de recouvrement, puis en élargissant progressivement le champ par l'assemblage d'une image contiguë à la fois, alors que l'assemblage des images a maintenant atteint un point où il est couramment utilisé dans les produits de consommation de retouche photo, il y a encore beaucoup de recherche ouverte des problèmes qui doivent être abordés.

Nous avons entamé la reconstruction et les méthodes de représentation du résultat final, ainsi que les différentes approches suivies pour l'amélioration des résultats dans l'étape de fusionnement.

De nos jours, l'image mosaïque gagne beaucoup d'intérêts dans la communauté de la recherche à la fois pour sa signification scientifique et le potentiel dérivés dans les applications du monde réel.

Pour assembler des images qui sont immédiatement adjacents, mais ne le font pas basé à gradient de chevauchement, la question qui se pose comment reconstruire deux ou plusieurs images dans la même scène avec l'absence de zone de chevauchement entre eux ?

Reconstruction d'une image à partir des fragments non-
chevauchés

**Chapitre II : Alignement et assemblage des images
non-chevauchées**

Chapitre II

Alignement et assemblage des images non-chevauchées

1. Introduction

Dans le premier chapitre, nous avons présenté la reconstruction des panoramas ainsi les méthodes utilisées, avec les différentes approches suivies pour obtenir le résultat final (une vue panoramique d'une fusion d'images).

La plupart des méthodes pour l'assemblage avec les différentes parties de la même scène en une mosaïque exigent un chevauchement de telle sorte qu'une correspondance peut être déterminée, mais dans la réalité ce n'est pas forcément le cas, et sans zone de chevauchement les méthodes actuelles sont impuissantes.

2. La recomposition des images non-chevauchées

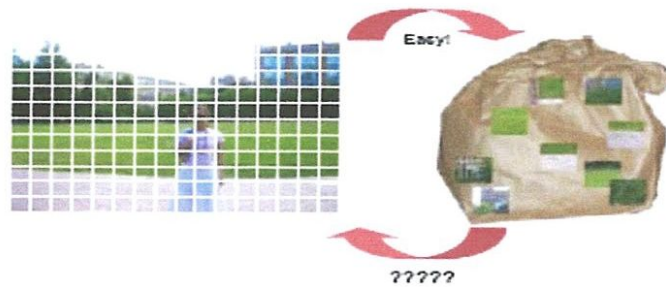


Figure 2.1: A partir d'un ensemble de fragments non chevauchés peut-on reconstruire l'image?

2.1. Procédure de Reconstruction d'objet

Le but de la procédure est de présenter les étapes nécessaires à la reconstruction globale d'un objet avec ses fragments cohérents, ainsi qu'une étude comparative des méthodes proposées

pour chaque étape (par exemple, les caractéristiques et les techniques utilisées pour déterminer l'adéquation entre les deux fragments).

Avant l'exécution d'une méthode de reconstruction, une numérisation de fragments doit avoir lieu. Dans le cas de documents papier ou images en couleur, les fragments peuvent être scannés ou photographiés. La même procédure est suivie pour les objets 3D lorsque seules des données 2D sont utilisées pour le remontage, comme dans [15]. Dans ce cas, plusieurs conditions doivent être respectées lorsque les fragments sont photographiés : mêmes conditions d'éclairage, et distorsion minimale photo, etc. Dans le cas de la reconstruction de l'objet 3D réel, les fragments peuvent être soit numérisés avec un scanner laser 3D, ou photographiés à partir de différents points de vue et reconstruits en 3D à l'aide de techniques de photogrammétrie. Il faut noter que, dans toutes les méthodes qui seront examinées, tous les fragments d'entrée sont supposés appartenir au même objet cassé ou déchiré, sauf s'il est explicitement indiqué.



Figure 2.2 : Un $M1 = 3$ par $M2 = 2$ acquisition de sous-image d'un tableau.

Dans l'ensemble les méthodes de reconstruction de l'objet sont automatiques ou semi-automatique. Dans la première catégorie, le processus de reconstruction d'objet n'est pas

guidé par nos utilisateurs, dont le rôle se limite à la numérisation des fragments d'entrée et, parfois, la sélection des valeurs des paramètres appropriés. Dans la deuxième catégorie (p. ex., [15]), l'utilisateur sélectionne les correspondances correctes pour les paires de fragments parmi celles proposées par le système ou les segments de la transformation affine appropriée afin de les aligner correctement le long de leur correspondance.

Toutes les méthodes proposées tenter d'identifier des fragments qui étaient adjacents dans l'objet ininterrompu. Les fragments adjacents devraient avoir une similitude élevée en ce qui concerne par exemple, la forme et/ou la couleur des courbes de fracture dans le cas d'objets 2D ou les surfaces de rupture dans le cas d'objets 3D. Les similitudes peuvent également exister dans les représentations sur la surface des fragments. Ainsi, les méthodes existantes effectuent des fragments par paires des comparaisons basées sur plusieurs critères tels que forme, couleur ou texture afin d'identifier des candidats fragments adjacents.

En général, la reconstruction d'un objet est une procédure en trois étapes :

2.1.1. Fragments de prétraitement.

Le but de cette étape facultative est de réduire la charge de calcul des étapes qui suivent. Il existe deux approches différentes pour le prétraitement de fragment.

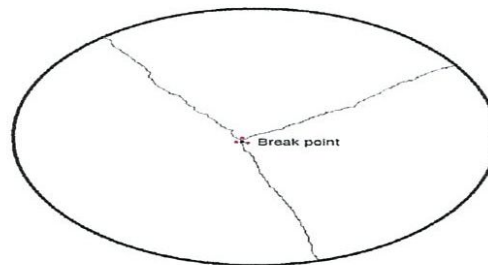


Figure 2.3 : Un point d'arrêt sur un objet fragmenté. Les points de rupture des trois fragments sont marqués par des points rouges.

Le premier réduit le nombre de comparaisons par paires de fragment qui sera effectuée au cours de la deuxième étape. Une fois cette étape terminée, un ensemble de fragments éventuellement adjacents est conservé. La deuxième approche consiste à réduire le nombre de possibilités de correspondance entre une certaine paire de fragments.

2.1.2. Correspondance et l'alignement des fragments adjacents de candidat.

La seconde opération qui se déroule est l'adéquation entre les paires de fragments, à savoir l'identification du point de correspondances entre fractures courbes ou surfaces sur deux fragments. Si les paires de fragments adjacents de candidat ont été générés dans un premier temps, puis seulement l'appariement de ces paires est estimé. Le processus d'identification peut être guidé par l'information produite au cours de l'étape de prétraitement, voir par exemple [16]. L'identification de l'adéquation entre les deux fragments peut se faire par le biais de plusieurs approches. Une approche consiste à utiliser l'information qu'à partir de fracture courbe ou une surface, d'un fragment tandis que l'autre est d'utiliser les informations représentées sur les surfaces d'un fragment. Au sujet de l'ancienne approche, plusieurs solutions de rechange pour les comparaisons de contour/surface ont été proposées. La plupart d'entre eux effectuent des comparaisons utilisant des critères de forme et de couleur, alors que les autres utilisent des pixels/points entre contours/surfaces des fragments.

2.1.3. Correspondant fragments adjacents des candidats

Après l'étape de prétraitement, l'identification de l'adéquation entre les deux fragments d'entrée a lieu. Si une étape de prétraitement a été utilisée, cette procédure est faite uniquement pour les fragments adjacents de candidat.

La correspondance à des segments contours peut être effectuée de deux façons [17]. Dans certains cas, la seule information (p. ex., couleur ou forme) de la fracture des contours ou des surfaces est considérée. Nous appellerons cette non pictorial correspondant (ou a-picturale). En revanche, lorsque l'information (p. ex., texture, couleur) représenté sur les surfaces d'un fragment est pris en compte pour déterminer l'adéquation entre les deux fragments, la correspondance est appelée picturale. Au meilleur de notre connaissance toutes les méthodes qui ont été proposées jusqu'à présent pour la reconstruction des objets 2D et 3D, à l'exception de certaines méthodes pour 2D puzzles remontage comme [18], effectuer une correspondance non pictorial. Par exemple, dans [18], non-pictorial enregistrement des pixels dans les contours des pièces du puzzle s'effectue, afin d'identifier les pièces du puzzle candidat adjacentes. Après cette étape, l'ensemble des candidats plus adjacents est taillé à l'aide de

critères picturaux. Les fonctionnalités qui sont employées sont liées aux couleurs RVB des pièces. [19], uniquement picturales critères servent à déterminer l'adéquation entre les pièces du puzzle. Chaque pièce du puzzle est développée dans une bande autour de la bordure de la pièce en prédisant les informations picturales de la surface vers l'extérieur, à l'aide de techniques de retouches [20].

Les méthodes de correspondance non-pictural emploient la forme (p. ex., courbure, torsion) ou caractéristiques de la courbe de fracture ou de la surface, les positions de points 2D/3D sur la fracture courbe ou une surface de couleur combinent forme et/ou des caractéristiques de couleur, mais aussi des points. En particulier, méthodes pour non-picturale correspondant à des fragments 3D peuvent être encore classés dans ceux qui effectuer une correspondance au moyen de caractéristiques ou points entre les surfaces de rupture et ceux qui emploient des caractéristiques ou des points entre les courbes de la fracture. Exemples de méthodes dans cette dernière catégorie [21].

Comme nous l'avons déjà mentionné, certaines méthodes effectuent d'enregistrement (cartographie simultanée et alignement) des points de contour ou de surface, alors que d'autres effectuent l'alignement du contour correspondant ou points de surface dans une étape ultérieure. Par exemple dans [21] une transformation affine est trouvée qui inscrit les points 3D des limites fracture des deux fragments, [22], l'alignement des pixels contours correspondants est estimé en utilisant une méthode de force brute, alors que dans [23], l'alignement est estimé en utilisant une variante itérative plus proche Point (PIC) [24].

Afin de bien reconstruire l'objet fragmenté, les fragments adjacents ne doivent pas se chevaucher dans l'objet reconstruit. Les méthodes proposées dans la littérature, tant pictural que non-picturale, sont divisés en trois catégories à l'égard de cette fonctionnalité : ceux qui ne permettent pas le chevauchement des fragments adjacents, celles qui permettent la superposition d'un faible pourcentage des contours ou des segments de surface extérieures et ceux qui permettent le chevauchement de fragments adjacents. Évidemment, cette classification ne s'applique pas dans les méthodes de reconstruction objet semi-automatique (par exemple, [15]), où les utilisateurs sélectionnent la correspondance correcte parmi celles proposées par le système, puisque dans ce cas, les utilisateurs sont censés pour organiser des fragments de sorte qu'aucun chevauchement se produit.

3. Schéma global

Comme mentionné plus haut, le but est d'accélérer le processus général de reconstruction. La plupart des algorithmes impliquent couplages par paires afin de découvrir des fragments qui étaient adjacents dans l'objet original. Par conséquent, pour un objet constitué de centaines ou de milliers de fragments, ce qui est généralement le cas dans fouilles archéologiques, le coût de ces comparaisons devient prohibitif. Ainsi, on peut

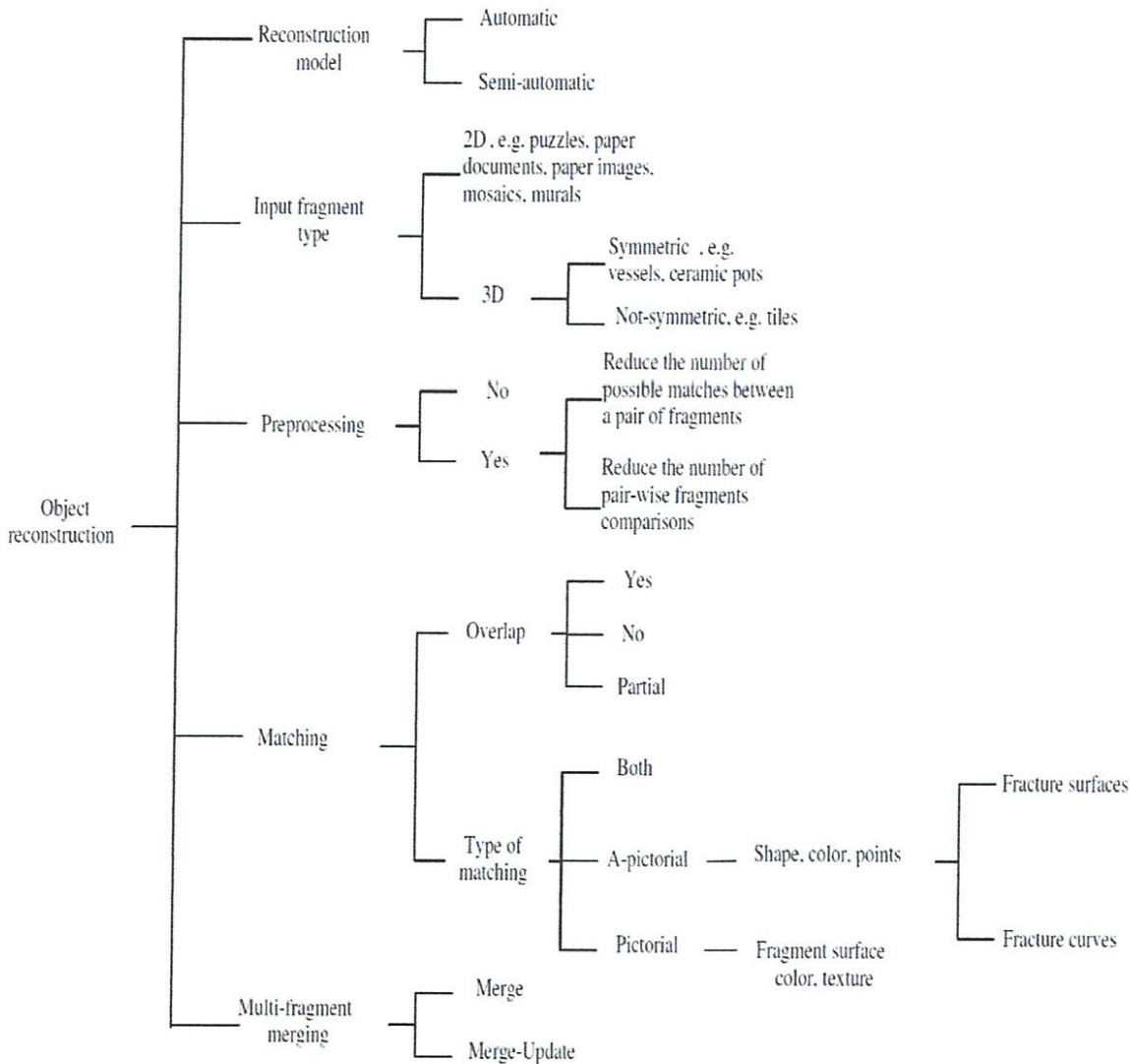


Figure 2.4: Schéma représentant les différentes étapes et les caractéristiques des méthodes de reconstruction des objets et leurs variations.

Accélérer le processus, consiste à réduire le nombre de comparaisons par paires, soit manuellement, en ayant les utilisateurs proposant des paires de fragments potentiellement adjacentes, ou par le biais de méthodes plus avancées. [23], par exemple, une approche correspondante fondée sur la similitude de couleur est employée afin d'identifier les

fragments d'images éventuellement adjacents. Prétraitement des approches de ce type sont évidemment facultatives et peuvent conduire à des erreurs de reconstruction (par exemple, deux fragments adjacents dans l'objet ininterrompue peuvent tort classées comme non adjacent et pas retenus pour un examen plus approfondi). Une deuxième approche consiste à réduire les possibilités de correspondance entre les deux fragments. Ceci est très utile lorsque les fragments d'entrée sont en trois dimensions. Par exemple, Willis et. coll. [21], utiliser les points de rupture des objets 3D fragmentés, afin d'accélérer le processus d'identification de correspondance entre n'importe quelle paire de tessons. Les points de rupture d'un objet sont les points de surface où l'objet est cassé. Un exemple d'un point d'arrêt est illustré dans la Figure 2.3. En réalité, un point d'arrêt sur l'objet d'origine est « scinder » parmi les divers fragments qui répondent à ce sujet. En utilisant les points de rupture des fragments, le nombre des matching contours possibles entre une paire de courbes contours est considérablement réduit. Pour plus de détails voir la Section 4, les surfaces limites des fragments d'entrée sont classés en surfaces d'origine, qui proviennent de la surface de la limite de l'objet ininterrompue, et les surfaces de rupture, qui ont été créées lorsque l'objet brisé. Après cela, seulement des couplages sur des points sur les surfaces de rupture sont étudiées. Une technique similaire est également utilisée en 2D puzzles remontage en raison des caractéristiques de la forme des pièces du puzzle. En effet, aucun segment contour correspondant n'est recherché en suivant un contour linéaire

4. Approches de reconstruction d'objet

Dans cette Section, quelques méthodes automatiques et semi-automatiques pour la reconstruction d'objet sont brièvement passées en revue.

La table 2.1 rapports pour chaque méthode, le modèle de reconstruction d'objet qui est employé (c'est-à-dire, automatique ou semi-automatique), le type de fragments qu'il opère(exploite) sur (par exemple, des documents de papier, des pièces d'énigme, etc.), si le prétraitement de fragments est exécutée ou pas et comment les fragments sont fusionnés pendant le pas(l'étape) de reconstruction d'objet global (c'est-à-dire, par un fusionné ou une technique de fusionner-mise-à-jour). Les trois dernières colonnes de Table 2.1 Fournir des détails quant aux propriétés (voir la Figure 2.4) des techniques de correspondance utilisées

(par exemple, les caractéristiques de fragments qui sont utilisées, si les fragments se chevauchent dans l'objet reconstruit ou pas, etc).

Paper	Reconstruc.	Application	Preproc.	Fragment merging	Type of matching	Overlap	Reg.
Justino [36]	Automatic	Paper documents	No	Merge	Non-pictorial: shape features (angle and distance of a contour pixel, with respect to its two neighboring contour pixels)	Yes	No
Zhu [37]	Automatic	Paper documents	No	Merge-Update	Non-pictorial: shape features (turning functions estimated from the contour pixels)	No	Yes
Willis [21]	Automatic	3D symmetric objects	Yes	Merge-Update	Non-pictorial: shape features (axis/profile curve of a fragment) and 3D points of the fracture curve	Partially	Yes
Papaioannou [38]	*	3D free-form objects	No	*	Non-pictorial: 3D points of the outer surfaces	Yes	Yes
Andrews [39]	Automatic	3D symmetric objects	No	Merge	Non-pictorial: shape features (axis of rotation of a fragment) and 3D points of the inner and outer surface fracture curves	Yes	Yes
Kampel [40]	*	3D symmetric objects	No	*	Non-pictorial: 3D points of the fragments' profile curves	Yes	Yes
Huang [16]	Automatic	3D free-form objects	Yes	Merge-Update	Non-pictorial: shape features (volume descriptor, volume distance descriptor and deviation descriptor) estimated from the fracture surfaces	No	Yes
Lu [41]	Semi-automatic	3D free-form objects	No	Merge-Update	Non-pictorial: shape features (curvature and torsion) estimated from the fracture curves	No	User-def.
Papaodysseus [15]	Semi-automatic	2D objects	No	Merge-Update	Non-pictorial: pixels of the contours	No	Yes
Aminogi [22]	*	2D objects	No	*	Non-pictorial: color and shape features (curvature) estimated from the contour pixels	Yes	++
Leitao [34]	+	2D objects	No	+	Non-pictorial: shape features (curvature) estimated from the contour pixels	Yes	No
Yao [18]	Automatic	2D puzzle pieces	Yes	Merge	Pictorial (color on narrow strips) and non-pictorial (gap area)	No	Yes
Sagiroglu [19]	Automatic	2D puzzle pieces	No	Merge-Update	Pictorial (color and texture)	No	Yes
Nielsen [26]	Automatic	2D puzzle pieces	No	Merge	Pictorial (color)	Yes	No

Tableau 2.1: les Caractéristiques des méthodes de reconstruction d'objet passées en revue.

• **Remarque**

Les méthodes marquées avec '*' peuvent reconstruire les objets qui consistent en seulement deux fragments.

La méthode marquée avec '+' identifie seulement les segments de contour correspondant de deux fragments 2D. La méthode marquée avec '++' exécute l'enregistrement de fragments dans un pas ultérieur. Abréviations: Reg. = enregistrement, reconstruc. = reconstruction, preproc = prétraitement.

4.1. Technique de puzzle

La technique de puzzle y compris existe au sujet de la reconstruction automatique des fragments d'image. Ils peuvent principalement être classés en deux types de méthodes: méthodes basées sur la couleur et les méthodes basées sur la géométrie. Méthodes basées sur la couleur sont guidés par les informations de couleur de chaque fragment. Ils sont efficaces, mais inexacts et peuvent échouer lorsque la couleur des fragments d'image est similaire. Méthodes basées sur la géométrie sont guidés par la géométrie des courbes limites des fragments. Ils sont précis, mais lent et peuvent échouer lorsque la géométrie limite est similaire.

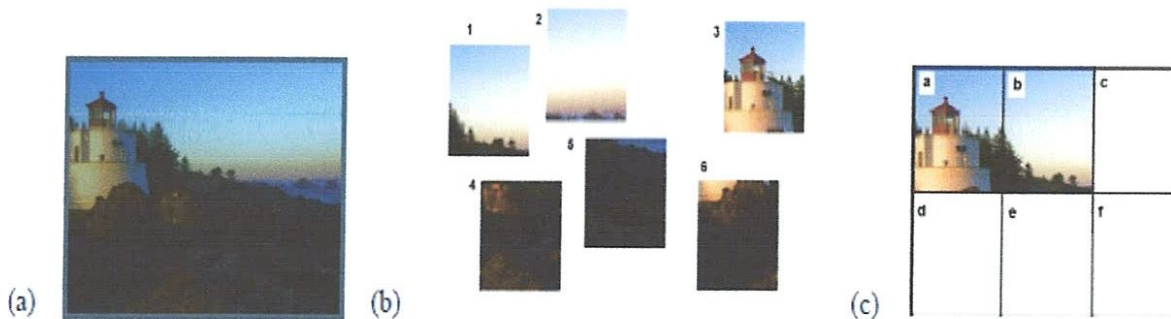


Figure 2.5. Différentes étapes de construire l'image par technique puzzle.

- **remarque**

(a) étant donné les pièces de puzzle (b). L'image d'origine est inconnue, par conséquent, il faut être estimé, compte tenu des observations présentées dans (b). Les carrés vides (c) forment des emplacements possibles pour les pièces du puzzle en (b).

Dans [18], une méthode pour le réassemblage de puzzles 2D automatique est proposé. Cette méthode en trois étapes, prétraite des pièces d'énigme d'apport pour limiter les possibilités correspondant entre les paires de pièces. Ainsi, chaque morceau est classifié dans trois catégories; coin, frontière, ou intérieur. Après cela, le non-illustré alignement est exécuté, pour identifier les correspondances des pixels dans les contours de pièces d'énigme. Le critère correspondant est de minimiser la zone d'écart formée après l'alignement de morceau. Les meilleurs candidats adjacents (ceux qui sont égalés le mieux et alignés) sont Critères d'illustré utilisant plus loin correspondus.

Pour juger la qualité de correspondance de deux pièces le long d'un de leurs côtés, la mesure statistique suivante est évaluée sur deux bandes étroites ϕ_1 ; ϕ_2 (un sur chaque morceau) qui s'étend de chaque côté vers l'intérieur du morceau :

$$1 - \frac{\sigma_b^2}{\sigma_T^2} \quad (2.1)$$

Alors que

$$\sigma_b^2 = n_1(\bar{P}_1 - \bar{P}_m)^2 + n_2(\bar{P}_2 - \bar{P}_m)^2 \quad (2.2)$$

n_1 ; n_2 sont les nombres de pixels dans des régions ϕ_1 , ϕ_2 respectivement, \bar{P}_1 , \bar{P}_2 , \bar{P}_m est la moyenne R, G ou des valeurs de couleur de B dans ϕ_1 , ϕ_2 et $\phi_1 \cup \phi_2$ et σ_T^2 est le R, G ou le désaccord de chaîne de couleur de B dans $\phi_1 \cup \phi_2$. Cette mesure pris de [25], qui utilise $\frac{\sigma_b^2}{\sigma_T^2}$ prend des valeurs près de celui si ϕ_1 , ϕ_2 sont très semblable et peut être fusionné et près du zéro, quand ils sont très dissemblables. Seuls les candidats adjacents qui aboutissent grand (près d'un) aux valeurs de ce statistique sont conservés. Dans le pas final, l'énigme est rassemblée utilisant une approche semblable au avide.

Un morceau est à la fois ajouté à l'énigme. Ce morceau est le meilleur candidat adjacent d'une ou plusieurs pièces a ajouté l'itération précédente.

Dans [19], une approche automatique qui exploite seulement des informations pour la correspondance de pièces. Plus précisément, chaque morceau d'énigme est étendu dans une bande autour de la frontière du morceau en prévoyant les informations illustrées dans cette bande, dans [20] les techniques d'Inpainting sont utilisées pour cette tâche. La méthode n'exécute pas par paires de comparaisons pour identifier des matchs. Au lieu de cela, une procédure de remontage d'énigme globale a lieu. Local moyen et des valeurs de désaccord sont évalués pour chaque pixel de l'original et la partie prévue du morceau et une image de caractéristique est créée en assignant en chaque pixel un vecteur 2D contenant ces valeurs. Les images de caractéristique sont enregistrées utilisant une approche de maximisation de corrélation FFT-BASÉE. Chaque enregistrement est assigné un score égal à la corrélation entre les parties prévues d'un morceau et les parties prévu de l'autre morceau. Dans cet

Notre prochaine préoccupation est de concevoir un système pour la reconstruction des images à partir fragments non-chevauchés. C'est la raison pour laquelle nous lui consacrons le chapitre suivant.

Reconstruction d'une image à partir des fragments non-
chevauchés

Chapitre III : Conception d'application

Chapitre III

Conception d'application

1. Introduction

Les méthodes d'alignement et d'assemblage d'images en une mosaïque sont souvent basées sur la détection des points d'intérêt dans les deux images et la détermination des correspondances. Cependant, elles ne sont pas applicables à des images qui ne se chevauchent pas.

Dans ce chapitre, nous présentons notre travail qui consiste à la conception d'un système automatique de reconstruction des images non chevauchées. Notre objectif est de concevoir d'un modèle pour résoudre le problème la reconstruction d'une image à partir des fragments non-chevauchés. Ce modèle exige un terme de compatibilité par paires fragments d'images.

Nous avons suivi tout un processus de fusion d'images (correspondance, fusionnement et blending), en utilisant différentes méthodes pour chaque étape. Le choix des méthodes est le suivant :

- Pour extraction les caractéristiques des pixels de frontière, on a choisir le descripteur de scène GIST (Image Stitching in the Gradient Domain) méthode robuste et récente invariants , avec descripteur de couleur basé sur l'espace de couleur CIELAB.
- La correspondance des pixels frontières entre les deux fragments images a été établie par la méthode utilisant (Somme des différences au carré) comme mesure de similarité les descripteurs entre deux fragments images.
- Fusionnement les images nous avons utilisant la technique de graphe cut pour minimisant la différence qui entre les deux images alignés.
- Technique de blending ont été utilisées pour affiner le résultat de composite. Nous allons dans ce chapitre détailler chacun de ces étapes, avec justification du choix

des techniques utilisées. Par la suite, nous allons illustrer l'utilisation de notre processus dans l'application principale : la mosaïque image, et la création de panoramas.

2. Schéma fonctionnel du processus

Notre processus a été conçu d'une façon modulaire. Chaque étape d'assemblage constitue un module, et la communication entre les différents modules s'effectue par le passage de paramètres. Cette architecture permet par la suite d'intégrer d'autres méthodes pour chaque étape indépendamment. Le processus s'effectue de manière séquentielle. Ci-dessous, notre schéma proposé voir la figure 3.1 résume notre contribution (la conception et le fonctionnement) de notre processus.

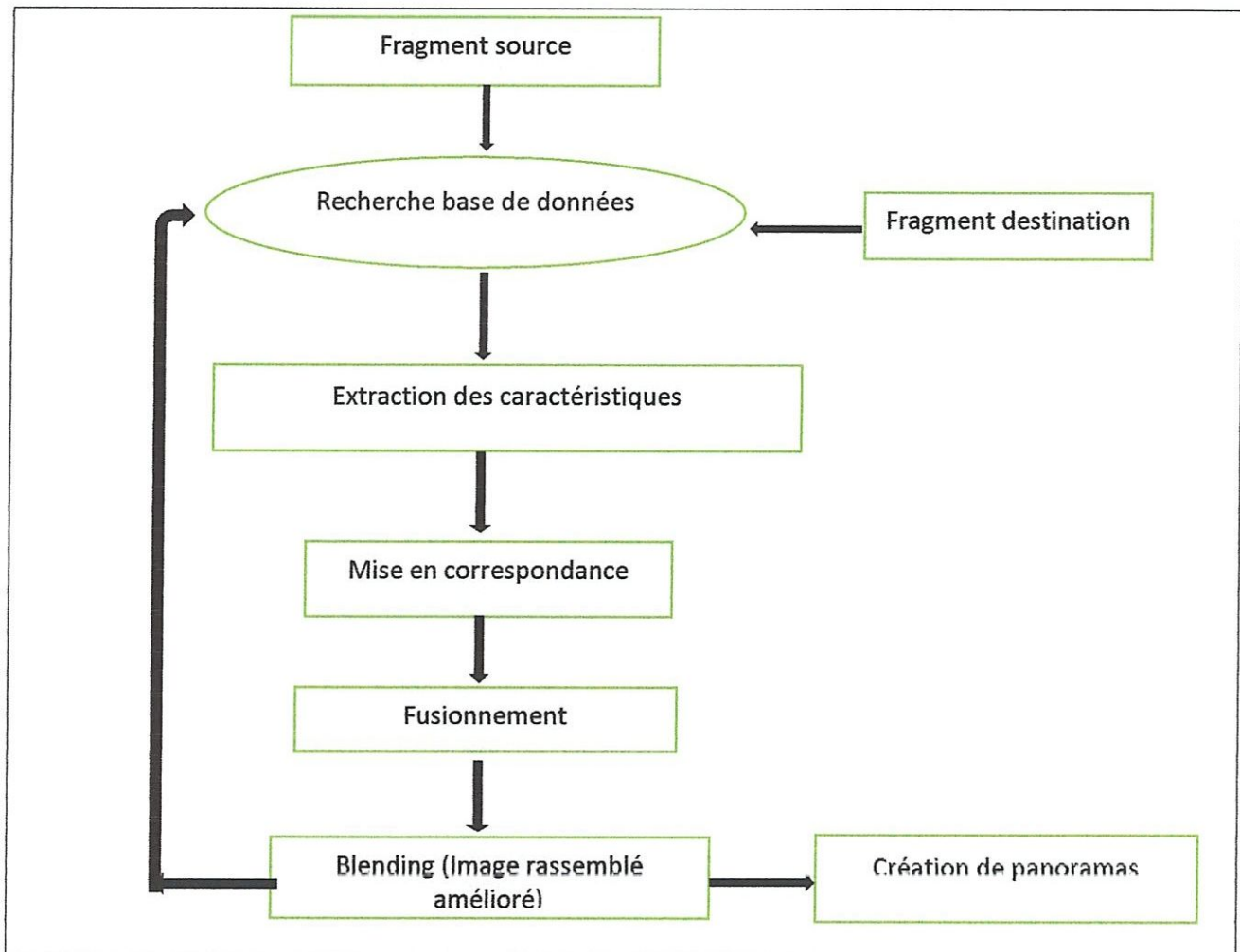


Figure 3.1 : Schéma fonctionnel du processus de reconstruction images non chevauchées.

3. Recherche dans la base de données

On va créer une base de données pour but fournir une représentation image permettant des recherches efficaces. Il ne s'agit pas de coder toute l'information portée par l'image mais de se concentrer sur l'information qui Permet de traduire efficacement une similarité proche des besoins exprimés par un utilisateur. On a descripteurs efficaces pour l'extraction des caractéristiques primaires en accord avec le type et le but des recherches sur les positions correct des fragments images visées par notre processus. Ces caractéristiques sont généralement aide pour calcule la mesure de similarité entre les pixels frontière

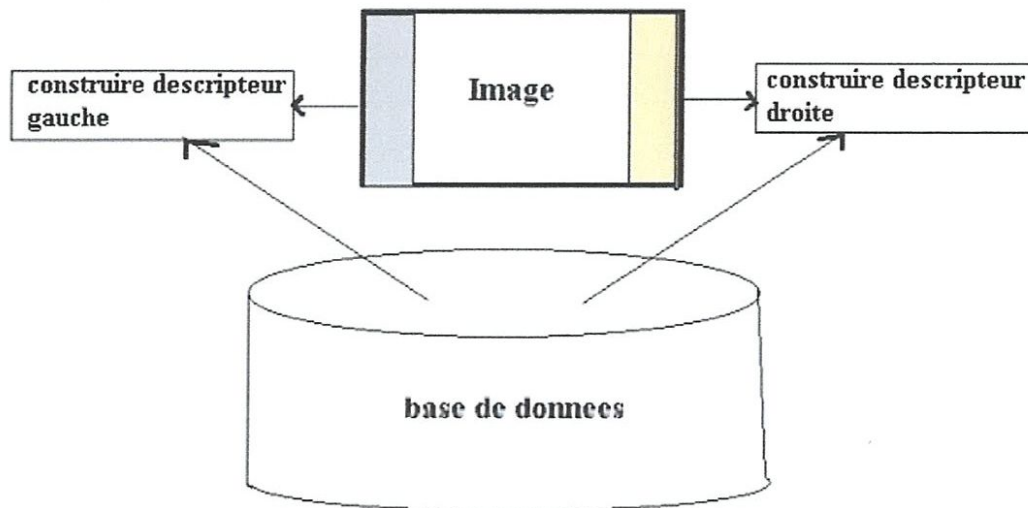


Figure 3.2. Pour trouver des images voisine dans un panorama, une partie gauche et à droite de l'image ont un descripteur d'image séparé.

4. Extraction des caractéristiques

Pour créer un panorama réussi, les images qui ont d'une façon ressemblé a dû être choisi. Le panorama a été construit dans une boucle et la première image a été choisie par l'utilisateur de l'ensemble de données. Les images suivantes ont dû être choisies parce qu'ils se sont d'une façon alignés bien avec l'image précédente. Deux caractéristiques visuelles ont

été utilisées pour choisir l'image de meilleur alignement pour la prochaine étape dans le panorama.

4.1. Descripteur image

En comparant les images fragmentées non chevauché d'une base de données d'image énorme, une mesure de similarité est nécessaire pour la comparaison. Cependant, il prendra trop d'effort informatique de comparer chaque pixel par pixel d'image. Au lieu de cela, les caractéristiques les plus importantes qui sont exigées pour la recherche et la comparaison d'une image sont extraites. Un descripteur d'image représente ces informations extraites. La comparaison de deux descripteurs d'image prend beaucoup moins d'effort informatique que la comparaison deux d'images pixels par pixel. Le désavantage est que nous devons construire des descripteurs d'image pour chaque image de la base de données qui peut aussi avoir besoin de beaucoup de temps de calcul de la base de données d'image est très grand. Il y a deux types descriptifs de base : couleur et GIST.

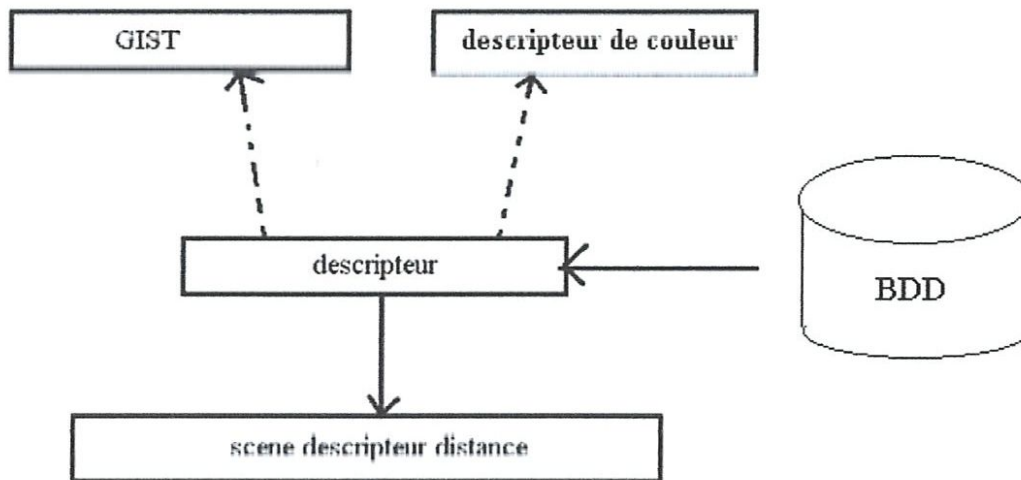


Figure 3.3. Montre les deux type de descripteurs gist et descripteur couleur pour extraire les caractéristiques de calculer la correspondance entre les images

4.1.1. Descripteur de couleur

Pour construire le descripteur de couleur on va utiliser l'espace CIE LAB puisque prend en compte la sensibilité de l'œil. La composante L représente la luminance, A et B contiennent l'information de chrominance. Il est rarement utilisé en recherche d'images car il n'est pas uniforme de point de vue humaine. De plus, il n'est pas facile d'interpréter les valeurs de tri-stimulus L, A et B et d'interpréter les couleurs qu'il représente [28]. La distance couleur associée à cet espace est la distance euclidienne.

Ce descripteur fournit une description compacte des couleurs représentatives dans une image. Il est défini par :

$$F = \{(c_i, p_i, v_i, s)\}, (i=1, 2, \dots, N) \quad (3.1)$$

Où N désigne le nombre de couleurs dominantes, c_i la valeur de la i ème, couleur dominante, p_i un poids exprimant sa fréquence relative d'apparition dans l'image et v_i sa variance. La cohérence spatiale s représente l'homogénéité spatiale des couleurs dominantes dans l'image. Pour le calcul des couleurs dominantes, il faut choisir un espace de couleurs uniforme au niveau de la perception humaine.

Par définition, le descripteur par couleurs dominantes est intrinsèquement invariant aux transformations de similarité. Considérons les deux descripteurs ci-dessous :

$$\begin{aligned} F1 &= \{(c_{i1}, p_{i1}, v_{i1}, s_1)\}, (i_1=1, 2, \dots, N_1) \\ F2 &= \{(c_{i2}, p_{i2}, v_{i2}, s_2)\}, (i_2=1, 2, \dots, N_2) \end{aligned} \quad (3.2)$$

Le degré de similarité entre deux couleurs c_{1k} et c_{2l} , noté $u_{1k,2l}$, est défini par :

$$u_{1k,2l} = \begin{cases} 1 - \frac{\delta(c_{1k}, c_{2l})}{\delta_{max}} & \text{si } \delta(c_{1k}, c_{2l}) \leq T_d \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.3)$$

Ou $\delta(c_{1k}, c_{2l})$ désigné la distance euclidienne entre deux couleurs c_{1k} et c_{2l} , T_d est un seul prédéfini.

4.1.2. GIST scène descripteur

GIST (Image Stitching in the Gradient Domain) Est une technique qui vise à catégoriser des scènes en utilisant des informations spectrales et grossièrement localisée proposé par [29], l'idée principale de ce détecteur global est d'extraire l'information la plus importante d'une image, ce qui est aperçu à première vue, sans un réel souci de précision. Son intérêt réside dans la forte interprétation sémantique de la scène. A partir des informations extraites par le détecteur, il est possible de différencier les lieux, voire scènes par leur sémantique plutôt que par des primitives invariantes à un certain nombre de transformations. Il en résulte qu'il est a priori le détecteur idéal pour faire localisation topologique.

Le descripteur est simple et de longueur constante quel que soit la taille de l'image et la quantité d'information. Le calcul du descripteur peut être fait en temps réel. Ce détecteur sera abordé plus en détails dans la section 4.1.2.1

4.1.2.1. GIST : Optimisation d'une Fonction de Coût sur Dérivées d'Image

On va utilisant cette approche GIST, calcule l'image destination en minimisant une fonction de coût E_p . E_p est une mesure de dissimilitude entre les dérivées de l'image destination et les dérivées des images d'entrée spécifiquement, laissez $I_1; I_2$ être deux images d'entrée alignées. Laissez T_1 (T_2 resp.) être la région vue exclusivement dans l'image I_1 (I_2 resp.) et laissent. Soyez la région de chevauchement, comme indiqué dans l'image 1, avec $T_1 \cap T_2 = T_1 \cap W = T_2 \cap W = \emptyset$

Laissez W être une image de masque de pondération. Le résultat de couture de GIST1 est défini comme le minimum d' E_p en ce qui concerne I :

$$E_p(I; I_1, I_2, W) = d_p(\nabla I; \nabla I_1, \tau_1, W) + d_p(\nabla I; \nabla I_2, \tau_2, U - W) + d_p(\nabla I; \nabla I_1, \omega, W) + d_p(\nabla I; \nabla I_2, \omega, U - W) \quad (3.4)$$

Où U est une image uniforme et $d_p(J_1; J_2; \sigma; W)$ Est la distance pondérée entre les deux champs $J_1; J_2$ sur \emptyset :

$$d_p(J_1, J_2, \phi, W) = \sum_{q \in \emptyset} W(q) \| J_1(q), -J_2(q) \|_p^p \quad (3.5)$$

Avec $\| \cdot \|_p$ comme l_p norme

Les deux premiers termes dans Eq. 1 exprime la dissimilitude de l'image en mosaïque aux images d'entrée dans les régions respectives. Une dissimilitude dans le domaine de gradient est invariable à l'intensité moyenne de l'image. De plus il est moins sensible de lisser des différences globale entre les images d'entrée. Les deux derniers termes dans Eq. 1 contraignent les gradients dans la région de chevauchement, pénalisant pour les dérivées qui sont incompatibles avec n'importe laquelle des images d'apport. Dans des emplacements d'image où I_1 et I_2 ont les gradients bas, ces termes pénalisent pour des hautes valeurs de gradient dans l'image en mosaïque. Cette propriété est utile dans l'élimination de bords de couture faux.

Le choix de norme (le paramètre p) a des implications tant sur l'algorithme d'optimisation que sur l'image en mosaïque. La minimisation d' E_p (Eq.1) pour $p \geq 1$ est convexe, les algorithmes d'optimisation et par conséquent efficaces peuvent être utilisés.

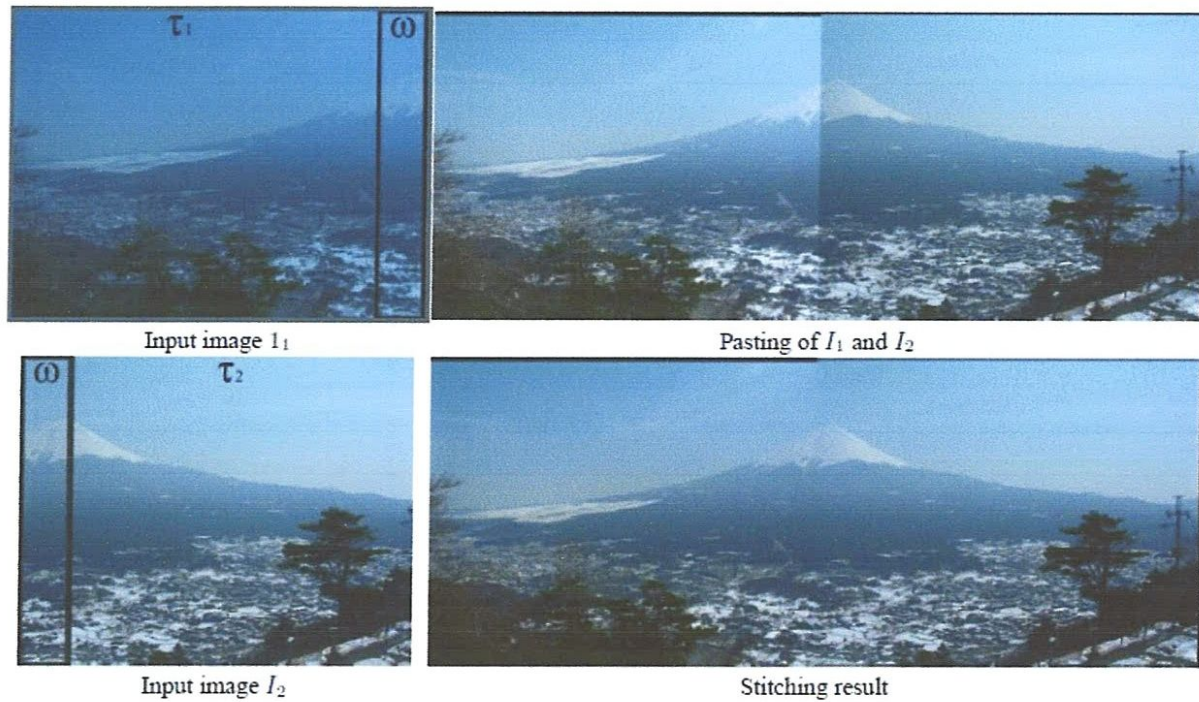


Figure 3.4. Couture d'image Basé est sur le résultat de l'algorithme GIST.

4.1.3. Masque descripteur

Puisque l'image source a des régions manquantes, les descripteurs doivent être pondérés par un masque avec le ratio de pixels valables à chaque cellule spatiale. Un exemple d'un tel masque est visualisé dans la figure 3.5. Si ce masque est appliqué pendant la recherche à la place quand les descripteurs sont calculés, tous les descripteurs peuvent être calculés. Cela limite le calcul exigé au temps d'exécution et augmente ainsi la performance d'ordres de grandeur.

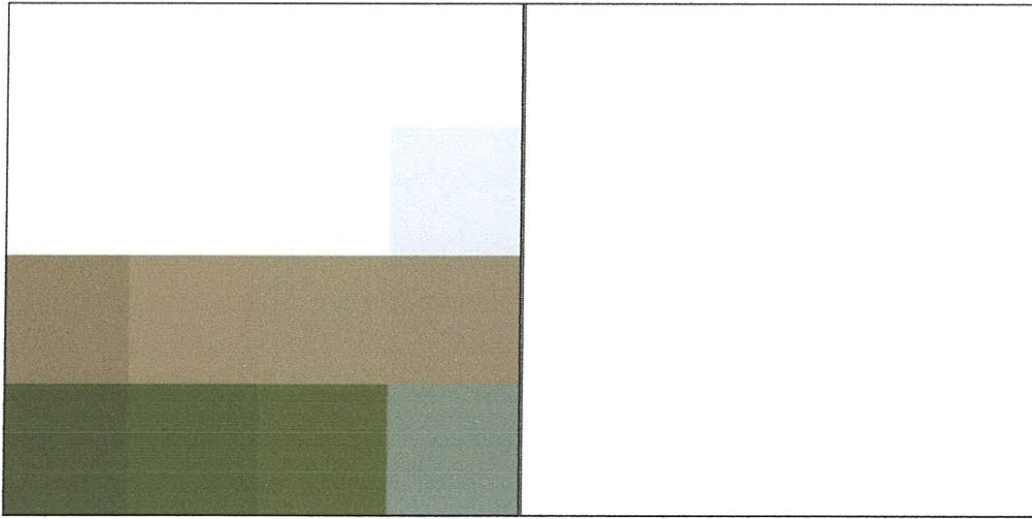


Figure 3.5.: le masque pondéré qui représente le ratio de pixels valables dans chaque casier spatiale.

- **Remarque**

Gauche: 4 par 4 image couleur Droite Blanc : 1, noir : 0, valeurs de gris entre les deux

5. La correspondance entre les images

5.1. La distance entre les descripteurs

Pour meilleur alignement des fragments images on va utiliser la relation entre les descripteurs celle qui est l'erreur de SSD (Somme des différences au carré) entre le descripteur GIST de l'image source et les descripteurs de substance de toutes les images dans la base de données est calculé afin de trouver les images les plus similaires. La même chose se fait avec les descripteurs de couleurs. Les différences sont ensuite pondérées afin que le descripteur GIST contribue à environ deux fois plus que le descripteur de couleur pour le score final.

L'erreur SSD dans ce cas est définie comme suit:

$$Ssd = \sum_{i=0}^n (f_s(i) - f_m(i))^2 \quad (3.6)$$

Où f_s et f_m sont les descripteurs comparés image source et appariés l'image (à partir de la base de données), respectivement. n est le nombre d'éléments contenus dans les descripteurs.

L'erreur finale pour chaque image est définie comme suit:

$$e_{scene} = SSD_{gist} + x * SSD_{couleur} \quad (3.7)$$

Où x est un facteur qui rend le descripteur de scène GIST contribuent à peu près deux fois autant que le descripteur de couleur à l'erreur finale.

Le pseudo code suivant de l'appariement explique cette procédure :

Algorithm 1 mise en correspondance (best matching)

```

σ ← Nombre des image dans la base de données
//Calcule gist descripteur pour l'image source
//Convertir l'image source vers l'espace couleur CIELAB

for all posts ∈ database do
  database → gist_db
  database → Lab_db
  diff[i] ← ssd(gist_source, gist_db) + ssd(Lab_source, Lab_db)

  //Donne petite partie des pixels frontière des image
  database → gist_db
  database → Lab_db
  diff[i + σ] ← ssd(gist_source, gist_db) + ssd(Lab_source, Lab_db)
end for
quicksort(diff)
topmatches ← diff[0..σ-1]
return topmatches

```

5.2. Alignement les fragments images horizontaux et verticaux

Après la construction de la base de données descriptive et quand deux images confinées semblables sont trouvées. Comme nous l'avons appris dans la phase précédente, le descripteur

image extraire les caractéristiques des pixels frontières horizontale (gauche, droite) voire figure 3.2. Dans le cas les fragments placé dans différentes positions verticaux (haut, bas), pour cela nous avons vérifié l'alignement de ces images, par utilisation une transformation géométrique (rotation) $T=90^\circ$ par rapport l'image source et les images destination et après trouve les images correct d'alignement nous avons retourné par transformation inverse $-T$.

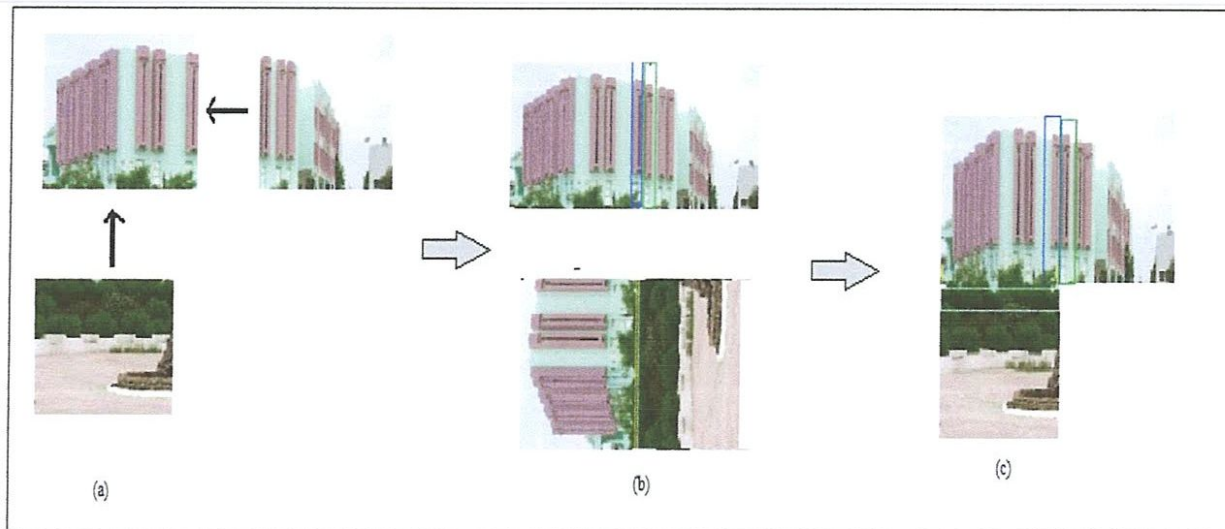


Figure 3.6 : alignement les fragments horizontaux et verticaux

- **Remarque**

(a) les fragment correspondus de l'image source (b) alignement les fragment vers les deux direction (c) rotation 90° avec fusionnement puis rotation inverse

6. Fusionnement basée sur les distances (par pondération)

6.1. Détermination de la coupure optimale avec la technique de Graph-cuts (coupes de graphes)

Notre but ici est de subdiviser la zone de chevauchement entre les deux images en deux régions, chacune affectée à une image, en minimisant la différence entre les deux images à

l'endroit où l'on effectue la subdivision. Pour cela il faut trouver un étiquetage des pixels de la zone de chevauchement qui minimise (minimisation globale) la fonction de coût :

$$M_l = \sum_x D_{l(x)}(x) + \sum_{(x,y) \in N} S_{l(x),l(y)}(x,y) \quad (3.8)$$

Où : N $P \times P$ est l'ensemble de paires de points voisins, $l(x)$: étiquette affectée au pixel x

Dans notre cas, deux valeurs d'étiquette sont possibles: l'intensité d'un pixel sera prise de l'une des deux images. Donc l'ensemble d'étiquettes $L = \{0,1\}$.

La méthode directe (exhaustive) est très coûteuse (NP complète) [30]. Donc, on a utilisé une méthode d'optimisation basée sur la théorie des graphes, appelée *Graph-cuts*.



□

Figure 3.7: Deux images fusionnées avec le graph cut.

➤ **Présentation générale du graph-cuts :**

Etant donné un *graph valué* $G = \langle N, E, V \rangle$ où : N : ensemble de nœuds

E : ensemble d'arrêtes

V : capacités des arrêtes

Avec deux nœud *terminaux* distingués appelés *Source* (S) et *puits* (P). On considère que chaque nœud x porte une étiquette $l(x)$ de l'ensemble L .

- Un *flot* dans le graphe G est une fonction W , définie sur l'ensemble des arrêtes E , telle que : $W(e) \leq V(e)$, pour toute arrête $e \in E$.

- Une *coupe* $C \subseteq E$ (appelée aussi *s-p séparation*) est un ensemble d'arrêtes tel que les terminaux S et P dans le graphe induit $G(C) = \langle V, E - C \rangle$ sont séparés. En plus, il n'y a pas de sous ensemble de C qui sépare les terminaux S et P dans le graph $G(C)$. Le coût d'une coupe C , noté $|C|$, est la somme des poids des arrêtes qui le constituent.

- Effectuer une *coupe minimum* sur G c'est trouver la coupe avec un coût minimum parmi toutes les coupes possibles qui séparent les terminaux S et P .

- On considère qu'à un état t , l'étiquetage de l'ensemble de nœuds du graphe G est L_t . On définit un développement α pour une étiquette $\alpha \in L_t$, tout étiquetage L_{t+1} tel que :

$L_{t+1}(x) = L_t(x)$ ou $L_{t+1}(x) = \alpha$ (une propagation de l'étiquette α).

- Donc, au départ ($t=0$), on commence par un étiquetage L_0 . Le but est de trouver un nouvel étiquetage L_t , avec un seul développement α , qui minimise la fonction M sur tous les nœuds.

- D'une part, Boykov et al., dans leur document [30] (qui représente une référence de base pour les graph-cuts) ont démontré le résultat suivant :

« L'étiquetage qui minimise M avec un seul développement α correspond à une coupe minimale sur G . ».

- D'autre part, on a le théorème de Ford Fulkerson [31] suivant

« Il y a correspondance entre le flot maximum et une coupe minimum sur un graphe valué G , i.e. **flot maximum** \Leftrightarrow **coupe minimum** »

- Donc pour déterminer un étiquetage sur G qui minimise la fonction M , il suffit de trouver un flot maximum sur G . Plusieurs algorithmes de recherche de flot maximum/ coupe-minimum ont été développés, selon deux méthodes :

- La méthode des « *chemins croissants* » basée sur l'algorithme de Ford-Fulkerson.
- La méthode « *pousser-renommer* » basé sur l'algorithme de Goldberg-Tarjan.

□ Application :

Dans notre cas, on prendra les considérations suivantes:

Les nœuds du graphe sont les pixels de la zone de chevauchement. Cependant, ce choix est mauvais car le nombre de nœuds va exploser si on travaille avec des images de grande taille, ce qui rend l'opération très couteuse en termes de calculs (dans la référence [32] les pixels ont été utilisés pour effectuer cette tâche). Une alternative pour ce choix est de *segmenter* la zone

de chevauchement en *régions*, où chaque région va représenter un nœud dans le graphe. On procède comme suit :

➤ On calcule la différence (en niveaux de gris) entre les deux images initiales sur toute la zone entre les deux fragments images. Les zones qui sont uniques à chaque image seront remplacées par un arrière-plan blanc.

□ On applique un algorithme de segmentation. On a choisi d'utiliser la segmentation en *Watersheds*.

Donc, on ne va plus parler de pixels, mais on va se référer aux régions.

□ Il y a une arête entre deux nœuds si les régions correspondants sont voisins.

□ Les terminaux P et S sont les deux grandes régions qui sont unique à chaque image.

□ Les coûts et les capacités des nœuds sont assignés de la manière suivante :

$$S_{I(x),I(y)}(x, y) = \begin{cases} W(x, y) & \text{si } (x, y) \in E \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.9)$$

où $W(x,y)$ est la somme des différences d'intensité entre les pixels des deux images, qui correspondent à la frontière entre les deux régions x et y . La capacité de l'arête (x,y) égale à cette valeur.

$$Dl(x)(x) = W(x,P)I(x) + W(x,S)(1-I(x)) \quad (3.10)$$

Si deux régions x,y ne sont pas voisines, $W(x,y)=0$. [33]

Enfin, pour toute région x voisine de la région P (respectivement S), on a : $V(x,P)=W(x,P)$ (Respectivement $V(x,S)=W(x,S)$).

Ainsi, on a construit un graphe valué qui représente la segmentation de la différence entre les deux images. En commençant par un étiquetage uniforme (0 pour tous les nœuds, par exemple), on applique l'algorithme de flot-maximum/coupe-minimum, qui donnera un étiquetage binaire de l'ensemble de nœuds (régions), avec une minimisation locale de la fonction M à 2 facteurs près du minimum global [30].

Ceci résulte une subdivision du graph, donc de l'image de la mosaïque, en deux sous-ensembles : les régions reliées au terminal S (noir) seront pris à partir de l'image 1, et les Nœuds reliés au terminal P (blanc) sont issues de l'image 2.

On a utilisé l'algorithme de Ford-Fulkerson pour le calcul du flot maximum, généralisé pour un graph non-orienté [34]

6.2. Affinement du résultat : le Blending

Quand on parle de fusionnement, ou blending, la première idée qui vient à l'esprit, est de prendre simplement la moyenne entre les intensités des deux descripteurs frontières qui extraire entre les deux images source et destination. Ceci peut donner un bon résultat,



Figure 3.8 : Effet de blending après le fusionnement.

Donc pour éliminer cet effet on prend en considération la distance entre les pixels et les bordures des deux images.

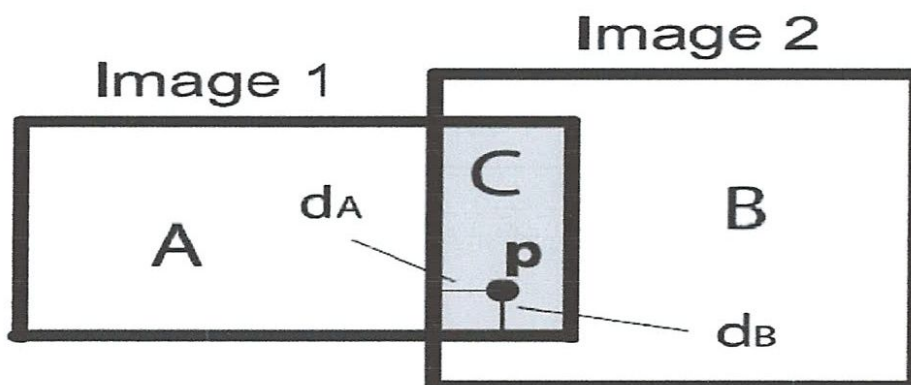


Figure 3.9: Blending basé sur les distances

Comme illustré dans la Figure 3.9, si on prend les poids des pixels dans la zone C pour les images 1 et 2 inversement proportionnels aux distances des pixels de la plus proche bordure des deux images, on obtiendra un fusionnement continu des intensités. Par exemple, si la distance du pixel p au plus proche pixel de A est d_A , est la plus petite distance à B est d_B , l'intensité à p sera égale à :

$$I_P = \frac{I_p^A d_B + I_p^B d_A}{d_A + d_B} \quad (3.11)$$

Où I_p^A et I_p^B sont les intensités de l'image 1 et 2 au point p, respectivement. Les distances d_A et d_B sont calculées à travers la transformée de distance des images, représentées par leurs bordures. Si plusieurs images se chevauchent dans une même zone, la somme pondérée de toutes ces images est utilisée de la même manière pour fusionner les intensités (en prend en considération la première et la deuxième plus proche image pour calculer le poids à chaque pixel).

6.2.1. Blending par domaines de gradient

Pour pallier au problème de différences qui peuvent figurer entre les images (luminosité, contraste...) même après la détermination de la coupure optimale, on a travaillé sur les domaines de gradient.

On s'est inspiré des travaux faits sur la reconstruction d'images à partir de leur gradient [32], [35] pour effectuer un fusionnement optimal après segmentation de l'image. Les étapes générales à suivre pour cette tâche sont les suivantes :

- ✚ On calcule le gradient de chaque image sur les deux dimensions.
- ✚ On recopie les gradients correspondant à chaque image selon le masque créé dans l'étape de détermination de coupure optimale (chaque dimension séparément) dans deux nouvelles images (chacune correspond à une dimension).
- ✚ On reconstruit l'image à partir des domaines de gradient tout en respectant la condition des *Aux limites de Neumann*, qui dit que la somme des gradients de l'image dans un chemin circulaire qui commence de n'importe quel point de l'image doit être égale à zéro. La concaténation directe des deux images ne peut pas satisfaire cette

condition, mais un compromis est cherché pour vérifier le plus possible cette condition, c.à.d. minimiser cette quantité. Pour cela, on a utilisé le solveur de Poisson [35], qui est largement utilisé dans les opérations de reconstruction d'images.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une vue conceptuelle de notre modèle graphique pour résoudre le problème de compatibilité entre paires 'fragments d'images', et les techniques utilisées. Nous avons également introduit une approche pour le traitement des rotations relatives entre les images.

Les tests et la mise en œuvre de notre application seront présentés dans le prochain chapitre avec une évaluation de ses performances sera exposée, qui va mettre en valeur nos choix.

Reconstruction d'une image à partir des fragments non-
chevauchés

Chapitre IV: Résultats expérimentaux

Chapitre iv

Résultats expérimentaux

1. Introduction

Ce chapitre est consacré à la mise en œuvre de la solution proposée. Une évaluation des résultats obtenus par notre application, associée par une comparaison avec d'autres méthodes, auront aussi lieu d'une illustration.

2-Réalisation de l'application

Avant d'entamer à la réalisation de notre application, nous avons jugé utile de vous faire un bref aperçu sur langage de programmation (Matlab R2015a).

2.1. Outils de développement

Pour la réalisation de notre méthode, on a choisi comme plateforme de développement l'outil Matlab® pour l'implémentation des différentes étapes, et ceci dû à la facilité d'implémentation des opérations de traitement d'image, en générale, car plein de fonctions de manipulation de matrices sont inclus dans Matlab®, qui sont efficaces et garantissent de bons résultats.

Des procédures de traitement dédiées à chacune des étapes représentent les modules de notre système. Ainsi, l'intégration de notre système dans n'importe quelle sorte d'interface utilisateur peut être réalisée, à condition que l'interface puisse communiquer avec Matlab®, ou bien faire des appels système à ses fonctions.

On rappelle ici, que le processus de reconstruction des images dans notre application, après initiation, s'exécute de façon automatique, sans avoir besoin d'intervention de l'utilisateur. Donc, la présence d'un expert ou bien d'un spécialiste dans le domaine ne sera pas nécessaire. D'une autre part, notre application est extensible, du fait que l'on peut rajouter d'autres techniques au niveau de chaque étape. Enfin, nous allons présenter une version légère de notre système avec une interface graphique principal.

2.2. Conception générale de l'application

Le but de notre application est reconstruire l'image à partir des fragments non chevauchés (sans extraire les points de contrôle)

1- L'utilisateur choisit l'image de références

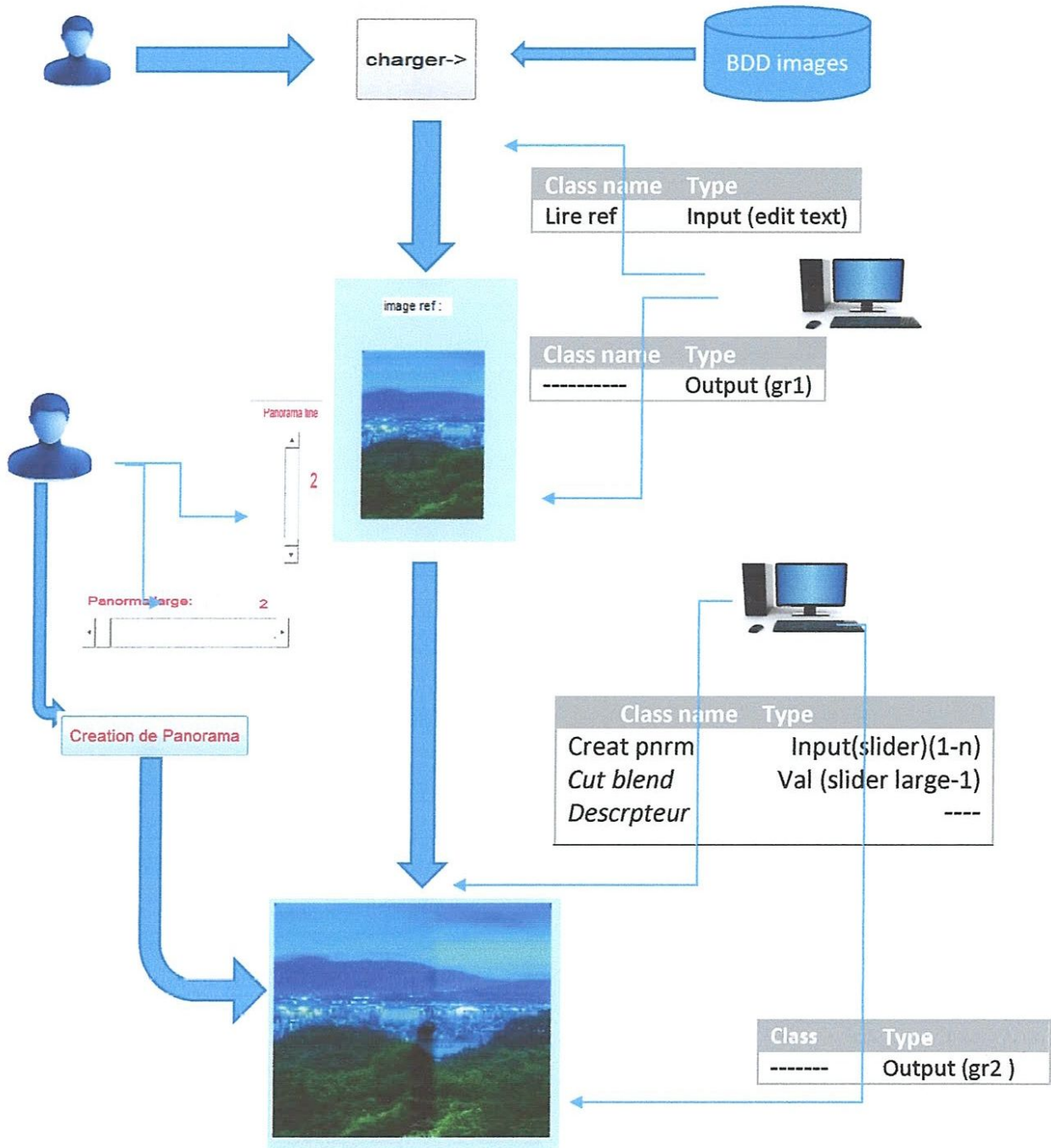


Figure 4.1: Architecture générale de l'application.

2.3. Présentation de quelques vues :

L'application est composée d'une fenêtre principale, elle contient des boutons permettant d'accéder aux différentes fonctionnalités.



Figure 4.2: interface de l'application

Le Bouton « *A propos* » : Pour avoir plus d'informations sur notre projet.

Pour démarrer exécution de notre application, il suffit de cliquer sur le bouton « *Entrer* » depuis l'interface et les fenêtres suivantes apparaissent :



Figure 4.3: Fenêtre de traitement du logiciel

L'interface graphique principale contient :

- 4 panneaux chaque panel contient des objets graphiques
- **Panel 1** : pour (charge l'image référence)
 - **Boutons "Charger"** pour charger image de la base et prendre comme une référence, il faut que le champ *edit text* soit d'une valeur de type caractère (string), puis l'image s'affiche dans panel 4
 - **Edit text** : l'utilisateur introduit le nom et le format de l'image référence
- **Panel 2** : Pour changer la valeur de largeur de panorama
 - **Slider** : pour la larguer de panorama (nombre des images assemblées par ligne).
 - **Slider** : pour nombre de panorama ligne.
 - **Masque** : Pour voir l'endroit de mélange (blend)
- **Panel 3** : Le traitement effectue sur les images.
 - **Boutons "Création de panorama"** pour crée ligne panorama (*Création partielle*)
 - **Boutons "Construire l'image"** pour assembler les panoramas générés partiellement et produire le panorama complet
 - **Boutons "Save as"** pour sauvegarder le panorama final.
- **Panel 4** : pour voir les sorties
 - **Graphs 1** : Pour visualiser l'image de référence.
 - **Graphs 2** : Pour illustrer les résultats
 - **Autre panel** pour visualiser les résultats de chaque étape.

3. Résultats expérimentaux

Pour visualiser les résultats de chaque étape de notre méthode, nous allons travailler sur un échantillon typique, qui représente fragments images numériques du théâtre romain à Guelma (Algérie), acquises à des instants séparés, chacune couvre une partie du théâtre sans région commune entre elles. Ils se diffèrent également dans le degré de luminosité, qui sera un bon facteur pour bien illustrer nos résultats.

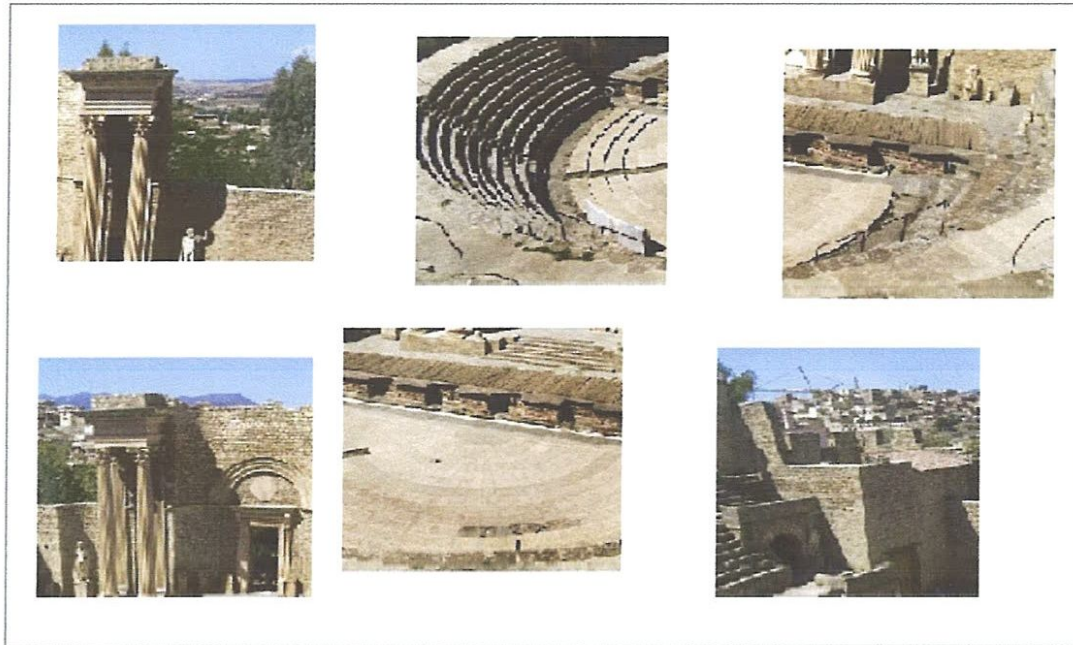


Figure 4.4 : Un ensemble des images de tests.

3.1. Extraction des caractéristiques (descripteurs)

La recherche des fragments similaire complémentaire à l'image référence dans la base images est une étape primordial de notre processus basé sur les descripteurs.

Recherche BDD

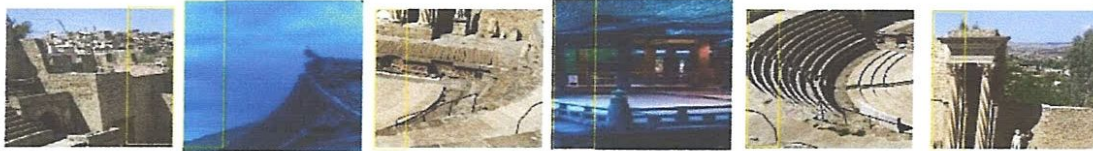


Figure 4.5 : Un ensemble des images de la base

3.2. Alignement des fragments complémentaire

Pour trouve des fragments complémentaire et a l'image référence basé sure calcule l'erreur de SSD (Somme des différences au carré) entres les descripteurs et enfin choisir la minimum valeur d'erreur SSD et termine l'alignement de cette fragment image par rapport a l'image référence. La figure ci-dessous montre l'alignement de l'image (forest.jpg) après le calcule minimum SSD.

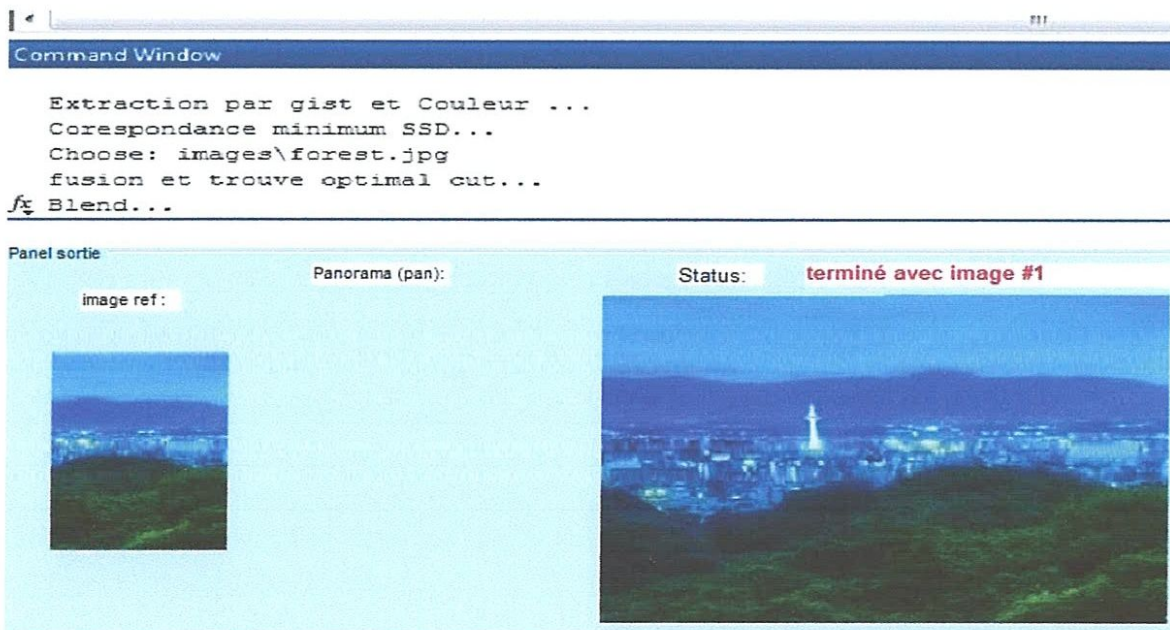


Figure 4.6 : alignement deux fragments images complémentaire

3.3. Fusionnement des fragments images

Nous avons créé un masque (la région chevauchée) pour intersection section entre les images. Puis à l'aide de ce masque de Cut-Graph



Figure 4.7 : L'image fusionnée avec masque de cut-graph

3.4. Blending des fragments images

Le gain de compensation est une voie fondamentale utilisé pour éliminer différence d'intensité. On va

1. Calculer l'intensité moyenne dans les régions frontières entre les images.
2. ajouter la différence de l'intensité moyenne à une de l'image intégralement, l'intensité moyenne des deux images dans la région frontière devrait être la même.



Figure 4.8 : Résultat après le blending.

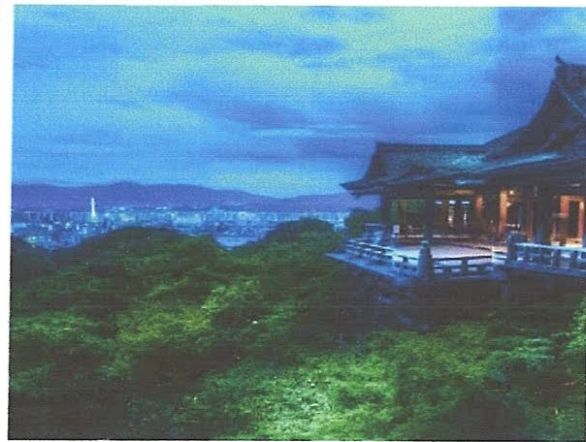
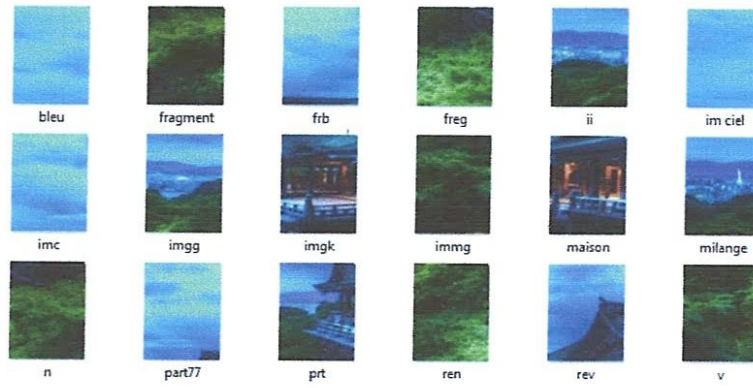
4. Evaluation des résultats

Pour mesurer les performances de notre méthode, nous avons adopté la distance de similarité euclidienne entre l'image originale et l'image assemblée de notre approche par rapport la technique jigsaw puzzle.

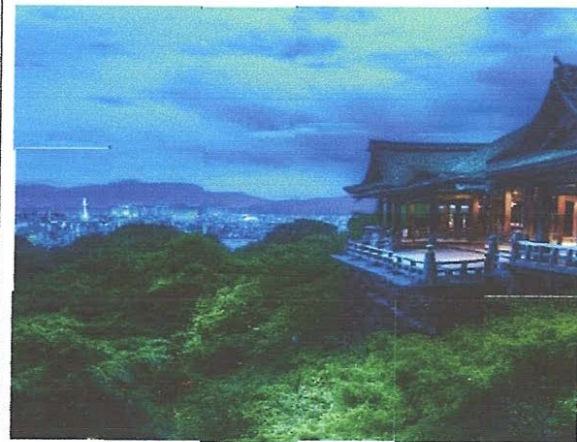
- La distance de similarité euclidienne d , ainsi d entre -1 et 1

Parmi plusieurs ensembles d'images utilisés pour effectuer les tests de notre méthode, nous allons présenter ici un exemple représentatifs de catégorie d'images : images des paysages (images réelles). Le tableau qui suit associe les valeurs de d c'est la mesure de similarité.

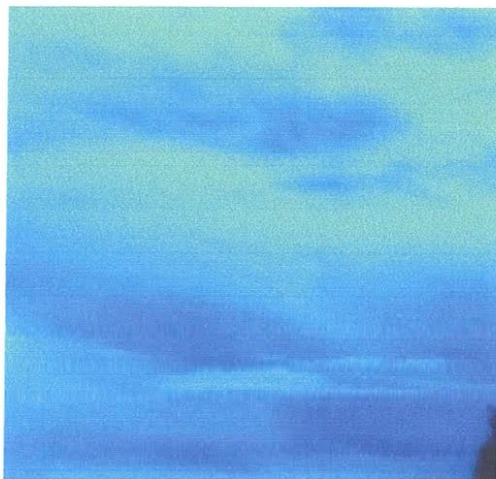
Comparaison de construire une image avec 18 fragment de même scène



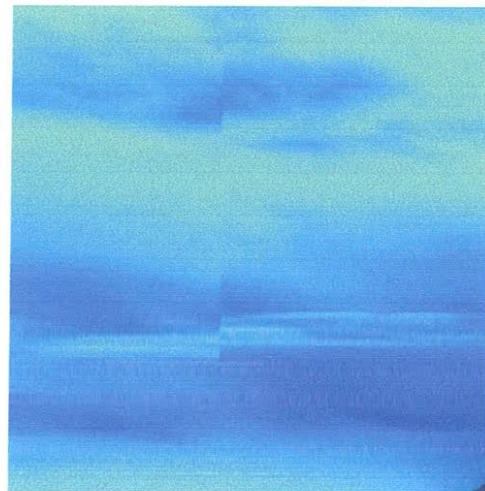
Notre approche



Approche puzzle



Zoom * 4



Zoom *4

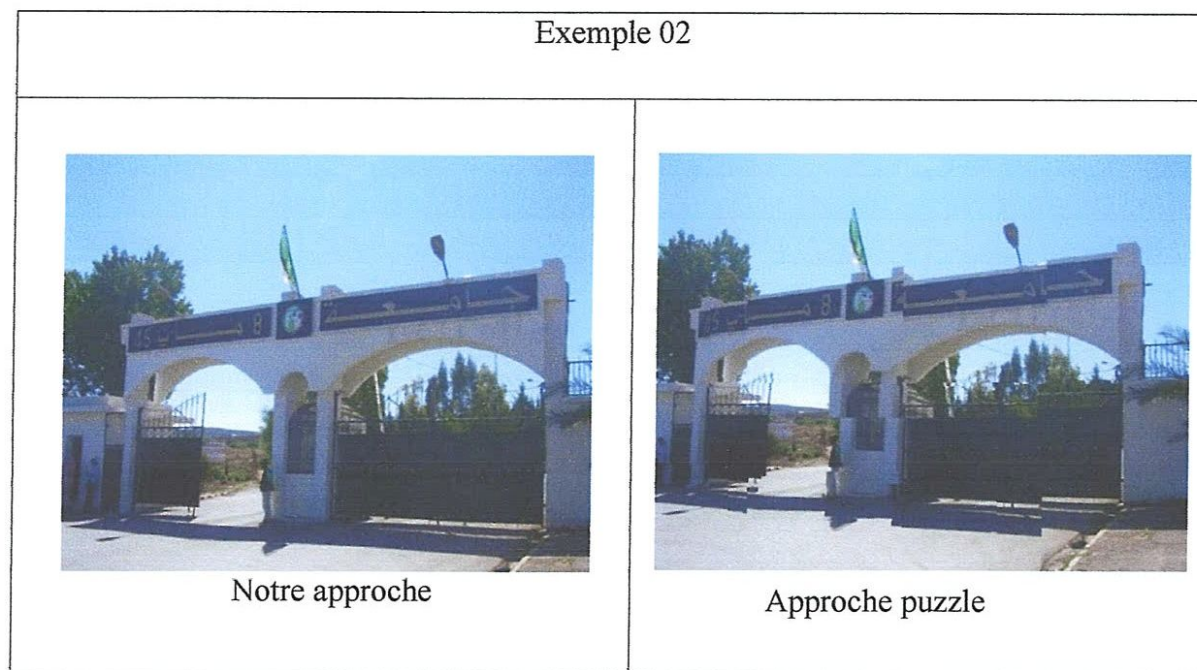


Figure 4.9 : Images de Test pour évaluation la comparaison

	Technique	Mesure de similarité d	Pourcentage
Images Exemple1	Notre approche	0.61	92%
	Technique puzzle	0.59	89%
Images Exemple 2	Notre approche	0.63	95%
	Technique puzzle	0.58	88%

Tableau 4.1 : Mesure de similarité par rapport à l'image original.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons illustré les résultats de notre approche, appliqué sur différentes fragments d'images. Les tests visuels ont été très satisfaisants, cependant, nous avons rajoutés des mesures de performance pour notre méthode, ainsi qu'une comparaison avec une autre application connue dans le même domaine, qui est puzzle jigsaw.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire de master, nous nous sommes intéressés à une application utilisée dans le domaine de vision numérique et la télédétection, qui est la mosaïque d'images, et dont le but général est d'aligner deux ou plusieurs images de la même scène, de façon non-remarquable, pour créer une vue intégrale de la scène.

Notre étude se focalise sur la reconstruction des images à partir des fragments non-chevauchés, qui est une tâche cruciale dans plusieurs applications de l'imagerie.

Pour se faire, nous faisons une extension du problème puzzle vers une série d'images au lieu d'une seule partitionnée en fragments non chevauchés, qui cherchent à se relocaliser vis à vis leurs indices originaux dans l'image en entrée pour reconstruire le panorama et cela a des applications dans la création des photos mosaicing.

Nous avons également, mis en œuvre une approche inspirée des puzzles solver pour le traitement des rotations relatives entre les images. Des méthodes implémentées pour réaliser cette tâche, de façon qu'ils donnent de bons résultats dans un temps d'exécution acceptable, et qu'ils soient généralisées autant que possible, pour couvrir plusieurs catégories d'images. Les différents modules de l'application, sont implémentés en utilisant la plateforme de développement Matlab, et en adoptant une approche modulaire pour faciliter l'évolution du processus et son intégration dans d'autres processus ou interfaces utilisateur.

Enfin, pour mettre en évidence l'efficacité de notre méthode, nous avons aussi appliqué des critères d'évaluation sur des échantillons de test, et nous avons comparé nos résultats avec celles de Jigsaw puzzle. Les résultats de nos tests étaient très satisfaisants.

Notre projet de fin d'étude est un sujet de recherche, donc il est loin d'être fini. Plusieurs perspectives et orientations peuvent être données au travail effectué afin de l'affiner davantage. On cite à titre non exhaustif le point suivant :

- L'application de nouvelles méthodes d'extraction des caractéristiques des pixels de frontières (descripteur GIST, descripteur couleur) accompagnés les uns des autres pour donner de meilleurs résultats.

BIBLIOGRAPHIE

- [1]. .L.G. Brown: A Survey of Image Registration Techniques. ACM Computing Surveys, 24(4):325-376, décembre 1992
- [2]. R. Benosman et S. B. Kang: Panoramic Vision, Sensors, Theory and Applications. Springer, 2000.
- [3]. Y. Xiong et K. Turkowski: *Creating Image-Based VR Using a Self-Calibrating Fisheye Lens*. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 237_243, juin 1997.
- [4]. S.K. Nayar et S. Baker: *Catadioptric Image Formation*. Proceedings of DARPA Image Understanding Workshop, mai 1997.
- [5]. V. Nalwa :*A True Omnidirectional Viewer, Technical Report*, Bell Laboratories, Holmdel, NJ 07733. février 1996
- [6]. P. Azzari, L. Di Stefano, S. Mattocchia, *An evaluation methodology for image mosaicing algorithms*, Adv. Concepts Intell. Vis. Syst. 5259 (2008) 89–100.
- [7]. S.Z. Kovalsky, G. Cohen, J.M. Francos, *Registration of joint geometric and radiometric image deformations in the presence of noise*, in: IEEE/SP Workshop on Statistical Signal Processing, 2007, pp. 561–565.
- [8]. A. Bevilacqua, P. Azzari, *A fast and reliable image mosaicing technique with application to wide area motion detection*, Image Anal. Recogn. 4633 (2007) 501–512.
- [9]. J.M. Fitzpatrick, D.L. Hill, C.R. Maurer Jr., *Image registration, Handbook Med. Imag.* 2 (2000) 447–513.
- [10]. B. Triggs, P. McLauchlan, R. Hartley and A. Fitzgibbon. Bundle Adjustment: A Modern Synthesis[J]. In Vision Algorithms: Theory and Practice, number 1883 in LNCS, pages 298-373. Springer-Verlag, Corfu, Greece, September 1999.
- [11]. J.P.W. Pluim, J.B.A. Maintz and M.A. Viergever, Mutual information matching in multiresolution contexts. Image and Vision Computing 19 (2001), pp. 45-52.
- [12]. Burt, P.J., et E.II. Adelson. «A Multiresolution Spline With Application to Image Mosaics.» ACM Transactions on Graphics, 1983.
- [13]. Jianbing, S., J. Xiaogang, Z. Chuan, et C.L. Wang. Gradient based image completion by solving the poisson equation. Elsevier Science, 2006.
- [14]. Perez. «Poisson image editing.» Proceedings of ACM SIGGRAPH (Microsoft), 2003.
- [15]. C. Papaodysseus, T. Panagopoulos, M. Exarhos, C. Triantafillou, D. Fragoulis, and C. Doumas, “Contour-shape based reconstruction of fragmented, 1600 BC wall paintings,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 50, no. 6, pp. 1277–1288, 2002.

- [16]. J.Q.-X. Huang, S. Floroy, N. Gelfand, M. Hofer, and H. Pottmann, "Reassembling fractured objects by geometric matching," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 25, no. 3, pp. 569–578, 2006.
- [17]. F. Kleber and R. Sablatnig, "A survey of techniques for document and archaeology artefact reconstruction," in *Proceedings of the International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 1061–1065, 2009.
- [18]. F.-H. Yao and G.-F. Shao, "A shape and image merging technique to solve jigsaw puzzles," *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, pp. 1819–1835, August 2003.
- [19]. M. S. Sagioglu and A. Ercil, "A texture based matching approach for automated assembly of puzzles," in *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '06)*, pp. 1036–1041, 2006.
- [20]. A. Criminisi, P. Perez, and K. Toyama, "Object removal by exemplar-based inpainting," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 721–728, 2003.
- [21]. A. Willis, S. Andrews, J. Baker, Y. Cao, D. Han, K. Kang, W. Kong, F. F. Leymarie, X. Orriols, S. Velipasalar, E. L. Vote, D. B. Cooper, M. S. Joukowsky, B. B. Kimia, D. H. Laidlaw, and D. Mumford, "Assembling virtual pots from 3D measurements of their fragments," in *Proceedings of the Virtual Reality Archeology and Cultural Heritage conference(VAST '01)*, pp. 241–254, 2001.
- [22] F. Amigoni, S. Gazzani, and S. Podico, "A method for reassembling fragments in image reconstruction," in *Proceedings of the International Conference On Image Processing (ICIP)*, pp. 581–584, September 2003
- [23]. E. Tsamoura and I. Pitas, "Automatic color based reassembly of fragmented images and paintings," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, pp. 680–690, March 2010.
- [24]. Guedes, AP., J. Schroede, P. Elias, et Jr. Duarte. *Computing the Minimum Cut and Maximum Flow of Undirected Graphs*. Curitiba PR Brazil: Federal University of Parana - Dept. of Informatics, 2004.
- [25]. T. F. Smith and M. Waterman, "Identification of common molecular subsequences," *Journal of Molecular Biology*, vol. 147, no. 1, pp. 195–197, 1981.
- [26]. T. R. Nielsen, P. Drewsen, and K. Hansen, "Solving jigsaw puzzles using image features," *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, no. 14, pp. 1924–1933, 2008
- [27]. H. Wolfson, F. Schonberg, A. Kalvin, and Y. Lamdan, "Solving jigsaw puzzles by computer," *Annals of Operations Research*, vol. 12, no. 1-4, pp. 51–64, 1988.
- [28]. O. Adjemout, *Reconnaissance automatique de formes à partir des paramètres morphologiques, de couleur et de texture : application au tri des graines de semences*, thèse de magister, UMMTO, 2005.

- [29] Oliva .A et Torralba.A, Building the gist of a scene: the role of global image features in recognition, Massachusetts Institute of Technology, 77 Massachusetts Avenue, Cambridge, MA 02139, USA , 2006.
- [30] Boykov, Y., O. Veksler, et R. Zabih. «Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts.»IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI, vol.23 (IEEEransactions on PAMI) 23 (2001).
- [31]. Fulkerson, D.R., et L.R. Ford. «Flows in Networks.» Princeton University Press, 1962.
- [32]. Agarwala, A., et al. «Interactive Digital Photomontage.» (University of Washington, Microsoft Research, ACM SIGGRAPH) 2004
- [33]. Gracias, N., A. Gleason, S. Negahdaripour, et M. Mahoor. «Fast Image Blending using Watersheds and Graph Cuts.» Journal of Image and Vision Computing (Department of Electrical and Computer Engineering University of Miami Coral Gables), 2008.
- [34]. H. C. da Gama Leitao and J. Stolfi, “A multiscale method for the reassembly of two-dimensional fragmented objects,” IEEE Transactions Pattern Analysis Machine Intelligence, vol. 24, no. 9, pp. 1239–1251, 2002.
- [35]. Perez. «Poisson image editing.» Proceedings of ACM SIGGRAPH (Microsoft), 2003.
- [36]. E. Justino, L. S. Oliveira, and C. Freitas, “Reconstructing shredded documents through feature matching,” Forensic Science International, vol. 160, no. 2, pp. 140–147, 2006.
- [37]. L. Zhu, Z. Zhou, and D. Hu, “Globally consistent reconstruction of ripped-up documents,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, no. 1, pp. 1–13, 2008.
- [38]. G. Papaioannou, E. A. Karabassi, and T. Theoharis, “Reconstruction of three-dimensional objects through matching of their parts,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, pp. 114–124, January 2002.
- [39]. S. Andrews and D. H. Laidlaw, “Toward a framework for assembling broken pottery vessels,” in Proceedings of the Eighteenth American Conference on Artificial Intelligence, pp. 945–946, 2002
- [40]. M. Kampel and R. Sablatnig, “On 3D mosaicing of rotationally symmetric ceramic fragments,” in Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, pp. 265–268, 2004.
- [41]. Y. Lu, H. Gardner, H. Jin, N. Liu, R. Hawkins, and I. Farrington, “Interactive reconstruction of archaeological fragments in a collaborative environment,” in Proceedings of the Digital Image Computing Techniques and Applications (DICTA '07), pp. 23–29, 2007.