

Recalage hétérogène de nuages de points 3D : Application à l'imagerie sous-marine

Amine Mahiddine, Djamel Merad, Pierre Drap

► **To cite this version:**

Amine Mahiddine, Djamel Merad, Pierre Drap. Recalage hétérogène de nuages de points 3D : Application à l'imagerie sous-marine. *Technique et Science Informatiques*, Hermès-Lavoisier, 2016, 35 (1), pp.115-132. 10.3166/tsi.35.115-132 . hal-01479329

HAL Id: hal-01479329

<https://hal-amu.archives-ouvertes.fr/hal-01479329>

Submitted on 30 Oct 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Recalage hétérogène de nuages de points 3D

Application à l'imagerie sous-marine

Amine Mahiddine¹, Djamel Merad¹, Pierre Drap¹

1. LSIS - UMR CNRS 7296
Marseille, France
name.surname@univ-amu.fr

RÉSUMÉ. Le recalage de deux nuages de points 3D est une étape essentielle dans de nombreuses applications. L'objectif de notre travail est d'estimer une transformation isométrique permettant de fusionner au mieux deux ensembles hétérogènes de points issus de deux capteurs différents. Dans cet article, nous présenterons une méthode de recalage 3D-3D originale qui se distingue par la nature de la signature extraite en chaque point et par le critère de similarité utilisé pour mesurer le degré de ressemblance. Le descripteur que nous proposons est invariant à la rotation et à la translation et permet également de s'affranchir du problème de la multi-résolution relatif aux données hétérogènes. Dans le but de valider notre approche, nous l'avons testé sur des données synthétiques et nous l'avons appliqué sur des données réelles hétérogènes.

ABSTRACT. The registration of two 3D point clouds is an essential step in many applications. The objective of our work is to estimate the isometric transformation to merge two heterogeneous point clouds obtained from two different sensors. In this paper, we present a new approach for 3D-3D registration which is distinguished by the nature of the extracted signature on each point and by the similarity criterion used to measure the degree of similarity. The descriptor that we propose is invariant to the rotation and also to the translation and overcomes the problem of multi-resolution that is related to heterogeneous data. At the end, our approach has been tested on synthetic data and applied on heterogeneous real data.

MOTS-CLÉS : Nuage de points 3D, alignement, recalage, extraction des features, adaptation de surface

KEYWORDS : 3D point cloud, alignment, registration, feature extraction, surface fitting

1. Introduction

Notre travail s'inscrit dans le cadre du projet ROV-3D financé par le Fond Unique Interministériel en 2011. Nous cherchons, au travers de ce projet, à développer des outils innovants dédiés aux relevés de sites sous-marins dans des contextes divers, industriels, archéologiques ou liés à la biologie marine.

Devant l'intérêt grandissant de l'étude de la mer, la reconstruction 3D de scènes sous-marines devient chaque jour plus incontournable. Dans ce contexte, nous constatons l'émergence de systèmes de photogrammétrie de plus en plus performants. En effet, la photogrammétrie est utilisée depuis plus de cinquante ans en milieu sous-marin (bass, 1969) et son grand avantage au regard d'autres techniques réside en sa simplicité de mise en œuvre, au fait qu'elle soit totalement sans contact, au faible temps d'immobilisation du site et enfin à la diversité des résultats potentiels (mesures

3D sur l'objet, reconstruction en 3D, orthophoto, restitution vectorielle). Néanmoins la photogrammétrie étant fondée sur l'utilisation de capteurs optiques, les contraintes propres au milieu sous-marin telles que la turbidité de l'eau, imposent de travailler proche des objets. Ceci a pour conséquence de rendre les traitements difficiles, voire impossibles, dans le cas de sites de grandes dimensions et nécessite donc l'utilisation d'autres approches, non soumises aux mêmes contraintes, comme par exemple les relevés acoustiques. Les systèmes SONAR (Sound Navigation And Ranging) haute résolution constituent un moyen efficace, mais pas toujours simple à mettre en œuvre, pour mesurer les objets se trouvant sur le fond marin. Cependant l'ordre de grandeur (portée, précision) n'est pas le même que pour les capteurs optiques. Pour une précision centimétrique, les meilleurs capteurs actifs acoustiques ont une portée de l'ordre de 10 mètres. Par conséquent, la résolution du nuage de points obtenu est plutôt basse en regard de celle obtenue par des moyens optiques car la mesure est effectuée à une certaine distance de l'objet mesuré (quelques mètres) selon un pas angulaire de l'ordre de 1 degré. Dans notre contexte, le recalage du nuage de points issu de la photogrammétrie permettra d'augmenter la résolution des mesures issues du SONAR et également de récupérer les textures et la couleur des objets pour la phase de visualisation.

La fusion de données optiques et acoustiques est une technique très prometteuse pour le relevé d'objets sous-marins et a bénéficié d'une attention croissante ces dernières années. Les premières tentatives de fusion de données optiques et acoustiques remontent aux années 2000 avec les travaux d'Andrea Fusiello (Fusiello and Murino, 2000) où les données acoustiques étaient utilisées pour approximer l'orientation externe de la caméra dans le cas particulier de la mesure des structures porteuses des plates-formes offshore. Des travaux de recherche ont également intégré des données acoustiques et optiques dans un environnement de réalité augmentée (Fusiello and Murino, 2004). De même que pour (Fusiello and Murino, 2004) (Pizarro *et al.*, 2009) (Singh *et al.*, 2000), les auteurs décrivent l'utilisation de techniques qui permettent la superposition de mosaïques de photos sur des cartes numériques bathymétriques 3D. Cependant, dans ce contexte, le recalage a été effectué entre des données Sonar 3D et des images 2D. Negahdaripour *et al.* (Negahdaripour *et al.*, 2007) proposent une nouvelle technique de calibration d'un système stéréo opto-acoustique. Cette technique est utilisée pour estimer la meilleure orientation relative entre les deux capteurs afin de modéliser la géométrie épipolaire du système et reconstruire la scène en 3D, en ajoutant la couleur et la texture au modèle 3D acoustique. Enfin les travaux de Hurtos et Cufi vont dans le sens de l'intégration des différents capteurs (Hurtos *et al.*, 2007) comme c'est déjà le cas pour les relevés terrestres où laser et appareil photo sont souvent intégrés dans un même outil (Bok *et al.*, 2007).

Plus généralement, on peut constater que peu de travaux ont pu produire de notables innovations sur la fusion de données 3D/3D optiques/acoustique dans un environnement sous-marin.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons un état de l'art sur les méthodes de mises en correspondance 3D/3D et nous discuterons du choix du descripteur à considérer pour guider ce recalage. La section 3 est consacrée à la description de notre méthode, notamment à la présentation de notre descripteur 3D. La partie 4 relate les expérimentations menées afin d'évaluer notre algorithme sur des couples de données synthétiques ainsi que sur des données réelles et hétérogènes.

2. Etat de l'art

L'intérêt d'une méthode de recalage 3D/3D est de trouver la meilleure transformation rigide entre deux nuages de points. Pour trouver cette dernière, nous avons besoin d'un ensemble de points appariés et le fait que cet ensemble est inconnu a priori, rend la tâche à la fois difficile et intéressante.

De nombreux travaux concernant le recalage de nuages de points 3D ont été réalisés depuis une trentaine d'années. Toutefois, le recalage de deux ensembles de points de résolutions différentes reste un problème ouvert et l'enjeu de l'invariance des signatures de point est majeur. Il existe plusieurs façons d'aborder le problème. Nous pouvons cependant les classer en deux catégories : les méthodes itératives et les méthodes fondées sur une signature locale en chaque point.

Les méthodes itératives sont souvent des variantes de la méthode ICP (Iterative Closest Point) qui a été proposée par Besl et McKay (Besl and McKay, 1992). Cette méthode reste la plus utilisée dans la plupart des outils de recalage automatique. Un des inconvénients de cette méthode réside dans le fait qu'elle converge vers le premier minimum local, ce qui est souvent dû à un mauvais appariement initial des points. Plusieurs solutions ont été mises en œuvre pour résoudre ce genre de problème. Chen et Medioni (Chen and Medioni, 1991) proposent une solution moins sensible au problème des minimums locaux, en utilisant la mesure de distance entre un point et un plan tangent. Rusinkiewicz et Levoy (Levoy, 2001) proposent une méthode optimisée qui classe les points selon la direction de leurs normales, et qui ensuite échantillonne chaque classe et élimine les valeurs aberrantes. De la même manière que l'ICP, d'autres variantes (Levoy, 2001) (Masuda *et al.*, 1996) (Weik, 1997) tentent toujours de trouver un ensemble de points de départ bien appariés pour obtenir la meilleure transformation rigide et minimiser l'erreur quadratique de l'alignement. Cependant, ces méthodes nécessitent une bonne initialisation afin de converger vers la solution souhaitée.

La deuxième catégorie concerne les méthodes qui visent à extraire une signature (descripteur) d'un point grâce à son voisinage. Ces signatures seront utilisées afin d'obtenir un ensemble de points homologues, qui sera utilisé pour calculer la transformation 3D entre deux nuages de points. Chua et Jarvis (Chua and Jarvis, 1997) présentent une signature pour chaque point, en calculant les distances entre ce dernier et tous ces points voisins. Rusu *et al.* (Rusu *et al.*, 2008) proposent la méthode dite PFH (Point Feature Histogram) qui extrait des informations sur la géométrie locale d'un point en fonction de son voisinage. Par la suite, ces informations sont sauvegardées dans un histogramme discrétisé sur 16 populations en utilisant la méthode proposée par Wahl et Hirzinger (Wahl and Hirzinger, 2003). Une nouvelle version appelée FPFH (Fast Point Feature Histogram), plus rapide et optimisée a été proposée par les mêmes auteurs dans (Rusu *et al.*, 2009) pour une utilisation en temps réel. Johnson and Hebert (Johnson and Hebert, 1999) ont introduit le concept de Spin images (imagelettes) où chaque Spin image est un descripteur local d'une surface en un point p défini par sa position et sa normale n , sous forme d'une petite image. Cette imagelette est le résultat de la projection d'un nuage de points 3D sur un espace 2D de coordonnées cylindriques. Cette méthode nécessite des nuages de points avec une résolution uniforme. Dans la même catégorie, la méthode 3D Shape Context (Frome *et al.*, 2004) utilise une grille sphérique centrée sur un point p et orientée, selon sa normale. A partir de cette grille, un histogramme est créé où chaque élément (bin) représente une somme pondérée des distances relatives entre le point p et ces points voisins. Dans le même contexte, Tombari *et al.* (Tombari *et al.*, 2010) présentent une signature appelée SHOT, qui concatène un ensemble d'histogrammes locaux incorporant des informations géométriques sur la position des points voisins à l'intérieur d'une sphère divisée en plusieurs secteurs. Pour chaque secteur de cette sphère, un histogramme d'une seule dimension est calculé en accumulant les angles entre la normale du point d'intérêt avec les normales des points voisins. Mian *et al.* (Mian *et al.*, 2010) proposent une méthode très intéressante pour la détection et la description des points d'intérêts à partir d'un nuage de points

3D. Cependant, cette méthode nécessite une phase d'apprentissage sur une base de modèles 3D. D'autre part, comme ils appliquent une analyse en composantes principales (ACP) pour représenter tous les objets dans un même référentiel, cela induit une ambiguïté de 180 degrés sur chaque axe principal. Ce qui rend la phase de mise en correspondance très difficile. Etant donné que l'ACP est aussi sensible à la répartition des points, il eut été plus pertinent d'appliquer une des méthodes citées par Petrelli et Di Stefano (Petrelli and Stefano, 2011) afin de calculer un référentiel local. Ce dernier sert à orienter les surfaces utilisées pour l'extraction des descripteurs.

Dans le tableau 1, nous présentons un comparatif des descripteurs en terme de mise en œuvre de l'appariement entre deux nuages de points de résolutions différentes (données hétérogènes) et en terme d'invariance à la rotation. Nous rappelons que ces méthodes ne sont appliquées que sur des modèles synthétiques.

Tableau 1. Comparaison des méthodes d'extraction de points d'intérêt

| Méthodes | Données hétérogènes | Invariance à la rotation |
|--------------------|---------------------|--------------------------|
| FPFH | Non | Oui |
| SHOT | Non | Oui |
| Spin image | Non | Oui |
| 3D Shape context | Non | Oui |
| Mian <i>et al.</i> | Oui | Oui |

Dans cette étude de l'état de l'art, nous avons analysé l'architecture des méthodes de recalage 3D les plus populaires. Pour les méthodes itératives, l'initialisation reste le problème majeur. En effet, si la pose initiale n'est pas correcte, la solution va converger vers un minimum local. Pour les méthodes qui utilisent les descripteurs de points, quelques-unes de ses difficultés sont la construction d'une signature invariante aux transformations euclidienne (translation et rotation), la répétabilité et surtout la robustesse au changement de résolution. En effet, pour la plupart des descripteurs, si la résolution des deux nuages est différente les descripteurs seront également différents.

3. Description de la méthode globale

Le but de cette étude est de trouver un descripteur pour chaque point, qui sera invariant à une transformation euclidienne pour une application sur des données issues de mesures réelles. Rappelons que dans le cadre de notre projet, nous sommes amenés à utiliser deux capteurs différents, optiques et acoustiques. La première source est un capteur optique qui produit des photographies à partir desquelles nous obtenons une reconstruction 3D des différentes zones du site en utilisant la photogrammétrie. La deuxième source de données est un sonar haute fréquence qui fournit un nuage de points 3D avec une résolution plus faible mais avec une portée plus étendue.

Etant donné que les résolutions des deux nuages sont différentes et qu'un point du relevé sonar ne correspondra jamais à un point issu du relevé optique, nous nous sommes orientés vers une méthode de ré-échantillonnage de surfaces. Notre méthode s'est inspirée des travaux Mian *et al.* (Mian *et al.*, 2010) utilisant l'algorithme d'adaptation de surface (fitting) présenté par D'Errico (D'Errico, 2008). Ce dernier adapte une surface 3D sur un nuage de points répartis irrégulièrement à l'aide d'une grille régulière sur le plan X Y.

3.1. Extraction des points d'intérêts et mise en correspondance

L'approche que nous avons développée est fondée sur l'utilisation d'un descripteur 3D invariant aux transformations euclidienne et sur l'adaptation de surface 3D. C'est une approche originale car à notre connaissance, ce formalisme n'a pas été appliqué dans le contexte du recalage hétérogène. Le principe général de notre méthode est illustré dans la figure 1. Nous pouvons établir trois grandes phases nécessaires au recalage. La première phase consiste à extraire un ensemble de points d'intérêts. Pour avoir une mise en correspondance efficace, il est indispensable de ne garder que les points les plus pertinents. Cette opération est exécutée à l'aide de la méthode LSP (Local Surface Patches) (Chen and Bhanu, 2007). Cette méthode calcule la saillance d'un point par rapport à son indice de forme (SI). Ce dernier est considéré comme une indication sur la forme de la surface formée par les points voisins d'un point p. Cette mesure est calculée à l'aide de l'équation (1) où κ_1 et κ_2 sont respectivement les maximum et minimum des courbures principales.

$$S_i = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \operatorname{atan}\left(\frac{\kappa_1(p) + \kappa_2(p)}{\kappa_1(p) - \kappa_2(p)}\right) \quad (1)$$

Le point est considéré comme étant un point d'intérêt s'il satisfait une des deux conditions suivantes :

$$S_i = \max \text{ des indices de formes et } S_i \geq (1 + \alpha) \times \mu \quad (2)$$

$$S_i = \min \text{ des indices de formes et } S_i \leq (1 - \beta) \times \mu \quad (3)$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (S_j) \quad 0 \leq \beta \leq 1 \quad (4)$$

où α et β sont deux paramètres qui servent à contrôler la sélection des points et N est le nombre de voisins à l'intérieur d'une sphère.

La deuxième phase consiste à établir un appariement entre les points d'intérêts préalablement détectés par la méthode LSP. Cet appariement est réalisé par une mesure de distance entre les descripteurs en chaque point. Cependant, cette tâche est difficile, car la répartition des points autour des points d'intérêts est différente entre les deux nuages. Pour résoudre ce problème, nous avons proposé une méthode qui sera détaillée dans le paragraphe 3.2. Le résultat de la mise en correspondance nous fournit un ensemble de points homologues. Pour cet ensemble, nous appliquons une procédure classique afin de calculer la transformation rigide entre les deux nuages de points 3D. Pour cela, nous avons appliqué la méthode basée sur la décomposition en valeurs singulières (SVD) de la matrice de covariance H suivante :

$$H = \sum_{i=1}^N (p_i - \text{centroid}_p) \times (p'_i - \text{centroid}_{p'}) \quad (5)$$

$$[U, S, V] = \operatorname{svd}(H) \quad (6)$$

$$R = V \times U^T \quad (7)$$

$$t = -R \times \text{centroid}_p + \text{centroid}_{p'} \quad (8)$$

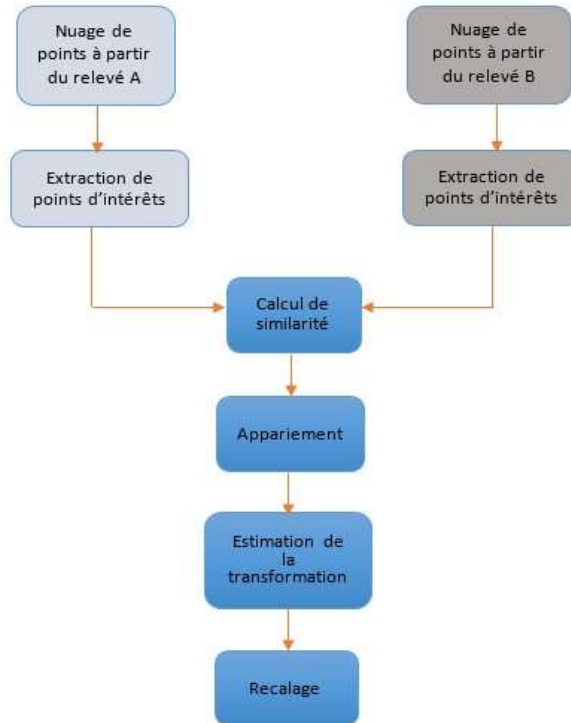


Figure 1. Etapes principales du recalage 3D/3D

3.2. Extraction de la signature

Nous nous sommes inspirés de méthodes existantes dans la littérature, qui tentent d'extraire une signature pour chaque point en fonction de leur voisinage. Cette signature correspond à une description locale de la géométrie. Le voisinage d'un point est déterminé par une sphère centrée en ce point (voir figure 2).

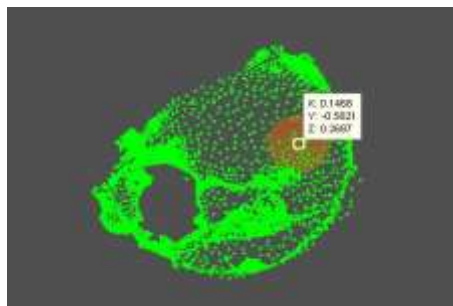


Figure 2. Sélection d'un voisinage pour le calcul d'une surface locale

La procédure à suivre pour l'extraction du descripteur est illustrée dans la figure 3.

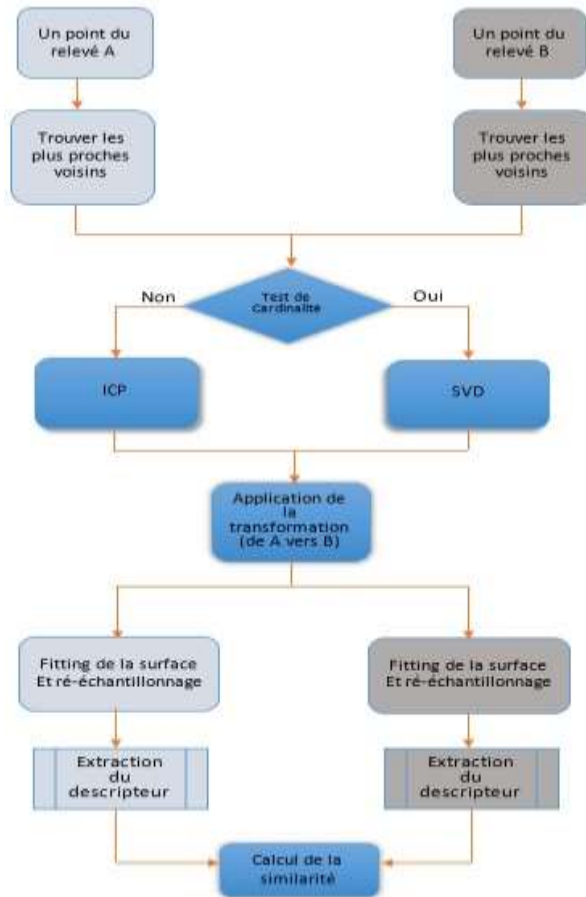


Figure 3. Calcul de similarité entre deux points

Le descripteur décrit ci-dessous est basé sur une méthode d'adaptation de surface qui a été implémentée par D'Errico (D'Errico, 2008). Cette méthode projette une grille régulière parallèle au plan formé par les axes X et Y des coordonnées d'un nuage de points 3D sans prendre en considération l'orientation de ce dernier. Par conséquent, cette méthode n'est pas invariante à la rotation. Pour résoudre ce problème, nous avons ajouté une nouvelle étape d'alignement local entre deux ensembles de points d'un voisinage (un ensemble dans chaque relevé) avant d'extraire le descripteur pour chaque point. On distingue pour cette étape deux possibilités. Dans le cas où les cardinalités des ensembles de points voisins sont identiques (données synthétiques), on utilise les équations (5) à (8) et dans le cas contraire (données réelles), on applique la méthode ICP. Cette étape permet d'estimer la meilleure transformation rigide entre les deux ensembles de points et rendre ainsi le descripteur invariant aux rotations.

Après le calcul de la meilleure adaptation entre deux ensembles de voisins, nous reconstruisons à l'aide de la méthode de D'Errico (D'Errico, 2008) deux surfaces 3D qui passent au mieux par les points de chaque ensemble. Cette surface est échantillonnée à l'aide d'une grille régulière de $n \times n$. Sur l'exemple représenté sur la figure 4, nous avons choisi une grille de 20×20 , le point central avec un cercle bleu représente le point d'intérêt et les autres points verts désignent les points voisins utilisés pour l'adaptation de surface. L'échantillonnage à ce stade nous garantit le même nombre de points sur toutes les surfaces quelle que soit la résolution des nuages de points. Les valeurs de la composante Z du vecteur normal en chaque point sur la grille, représentent une information sur la topologie de cette surface. Ces valeurs sont stockées dans un vecteur qui représente un descripteur local pour chaque point. Une mesure de similarité avec la distance euclidienne est calculée pour déterminer les points homologues.

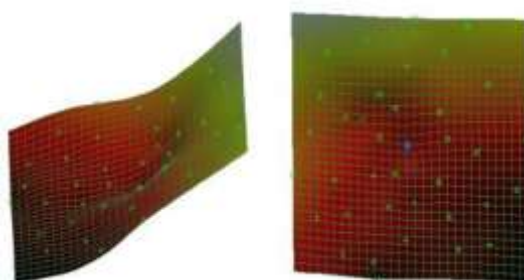


Figure 4. Adaptation de surface à l'aide d'une grille régulière sur un nuage de points 3D répartis irrégulièrement

4. Expérimentations

Bien que notre objectif principal soit d'appliquer cette approche à des données réelles, nous l'avons tout d'abord testée sur des données synthétiques afin de vérifier les résultats en l'absence de tout bruit et valider la faisabilité de cette approche.

4.1. Validation sur des modèles synthétiques

Nous avons créé une scène virtuelle avec trois amphores théoriques à laquelle nous avons ajouté le modèle 3D du lapin présent dans la base de données de Stanford¹ (voir figure 5). Le but de ce test est de reconnaître le modèle du lapin et de le recalculer par la suite. Pour ce premier test sur les données synthétiques, le modèle et la scène ont la même résolution et la même échelle. Nous avons lancé le test sur l'ensemble des points du modèle recherché (lapin) et 82 % des points ont été correctement appariés. Ce résultat est illustré sur la figure 5. Sur l'image de gauche est représenté le modèle et sur l'image de droite la scène. Les points appariés sont en rouges et pour plus de clarté, nous n'avons représenté que 3 mises en correspondances (droites en bleues). Nous remarquons également sur cette même figure que les points non-appariés du modèle du lapin se trouvent à l'extrémité du modèle, ce qui signifie que les descripteurs de ces points ont été influencés par les points de l'amphore qui se trouve à proximité. Une transformation rigide entre le modèle et la scène est calculée avec les équations de (5) à (8). Pour déduire si l'objet est reconnu ou pas dans la scène, nous calculons l'erreur quadratique entre les points appariés. L'erreur obtenue pour cette expérience est de 0,05, ce qui nous laisse dire que l'objet est parfaitement reconnu (voir figure 6).

¹ <http://www.graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep>

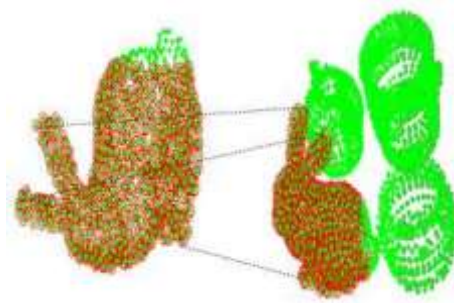


Figure 5. Appariement des points

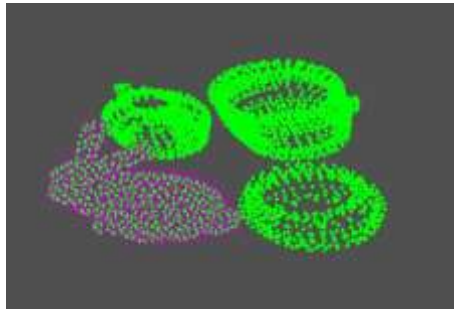


Figure 6. Recalage et reconnaissance d'objet 3D

Pour tester la robustesse de notre descripteur vis à vis du changement de résolution, nous avons pris la même scène de la figure 6 qui contenait initialement 3 616 points et le modèle lapin qui contenait 1 333 points. Nous avons sous-échantillonné le modèle du lapin et nous avons effectué plusieurs tests. Jusqu'à 846 points, nous obtenons un bon résultat en terme d'erreur quadratique (voir figure 7), au-delà de cette valeur, la qualité du recalage se dégrade. Nous avons effectué la même expérience avec les descripteurs SHOT et FPFH cités précédemment. Nous les avons implémentés en utilisant Point Cloud Library (Rusu and Cousins, 2011) en utilisant le modèle sous-échantillonné à 846 points. Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau 2. Ces résultats montrent que le descripteur FPFH ne parvient pas à trouver des points homologues et notre méthode est bien meilleure que le SHOT. Comme nous l'avons mentionné précédemment, le rayon de la sphère permet de sélectionner l'ensemble des voisins d'un point d'intérêt. Nous avons étudié l'impact de ce rayon sur la qualité du recalage. Nous avons fait varier le rayon de la sphère et nous avons calculé l'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble du modèle après appariement. Les résultats sont représentés sur la figure 8. Nous constatons que le meilleur résultat est obtenu avec un rayon équivalent à 2 % de la plus petite dimension de la boîte englobante.

Tableau 2. Comparaison des résultats de notre approche avec celle des méthodes SHOT et FPFH

| Méthodes | Points sélectionnés Modèle | Points sélectionnés Scène | Points appariés | EMQ |
|----------------|-------------------------------|------------------------------|--------------------|-------|
| SHOT | 289 / 846 | 761 / 3 616 | 45 | 15,5 |
| FPFH | 307 / 846 | 1 447 / 3 616 | 0 | – |
| Notre approche | 846 / 846 | 3 616 / 3 616 | 299 | 0,045 |

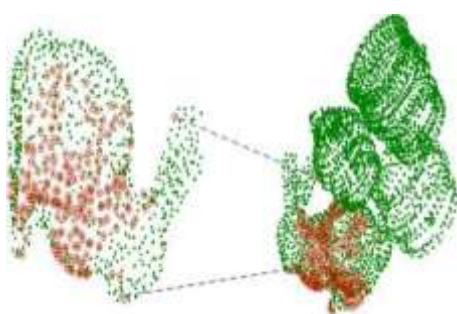


Figure 7. Appariement entre deux nuages de points avec des résolutions différentes (Données hétérogène)

4.2. Validation sur des données réelles

Pour cette première expérimentation sur des données réelles nous avons utilisé des relevés élaborés en collaboration avec l'équipe du prof. Guido Vannini, département d'archéologie médiévale de l'université de Florence, Italie. Ces relevés ont accompagné la fouille du remplissage d'une voute au dernier niveau du clocher de l'église San Domenico à Prato, Italie (voir figure 9). Cette expérimentation est intéressante pour au moins deux points remarquables : pour des raisons de stabilité de l'édifice le remplissage du dernier niveau a été conçu de façon à maximiser la stabilité du plancher tout en minimisant la charge pondérale. Il a donc été fait usage de vases en terre cuite de diverses typologies et dimensions qui étaient produit à l'époque par un atelier de poterie local. L'utilisation de ces récipients assurait un grand volume pour une masse minime. Les fouilles qui ont eu lieu sont comparables à des fouilles d'archéologie sous-marine sur une épave de céramiques avec cependant un temps d'accès au site non limité par les contraintes de la plongée. Par conséquent, les relevés acoustiques ont été remplacés ici par des relevés au scanner laser.

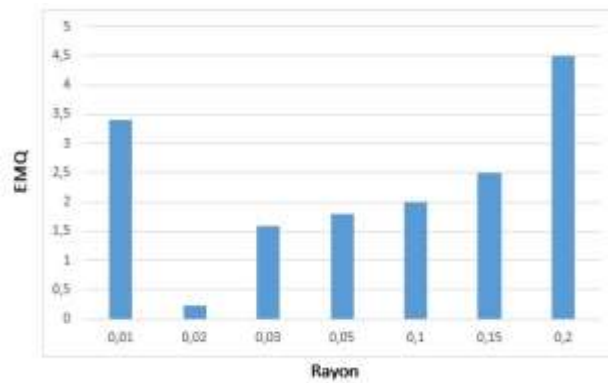


Figure 8. L'impact du changement du rayon sur l'erreur quadratique moyenne (EMQ)



Figure 9. A gauche, le clocher de San Domenico, au centre une vue de la voûte du dernier niveau, à droite une strate de la fouille du remplissage

Nous avons utilisé pour cette expérience, une scène reconstruite à partir de 53 photographies représentant une petite zone de l'une des cinq strates fouillées (voir figure 10 (a)) ainsi que la même zone mesurée à l'aide d'un scanner laser. L'élaboration du modèle 3D photogrammétrique est obtenue tout d'abord par une approche SFM (Structure From Motion) ; détection de points remarquables, appariement, détermination de la pose des caméras (Snavely *et al.*, 2010) et ajustement de faisceaux (Lourakis and Argyros, 2009). Puis une densification du nuage de points 3D obtenue avec une approche par patches (Furukawa and Ponce, 2010) nous fournit une reconstruction 3D haute résolution des différentes zones du site qui ont été photographiées.

Le vase entouré par une courbe rouge dans la figure 10 (b) est utilisé en tant que modèle recherché. Une rotation de 30° est appliquée sur le modèle, dans le but de tester l'invariance du descripteur à la rotation. Sur la figure 10 (c) est représenté le résultat de la mise en correspondance. Les points en rouge représentent les points appariés, nous pouvons constater que l'objet a bien été reconnu dans la scène. Les points non-appariés sont situés près des bordures du modèle. Cela signifie que la forme du descripteur change en changeant son voisinage ce qui est évident, tandis que les points restants dont le voisinage n'a pas changé, sont bien appariés.

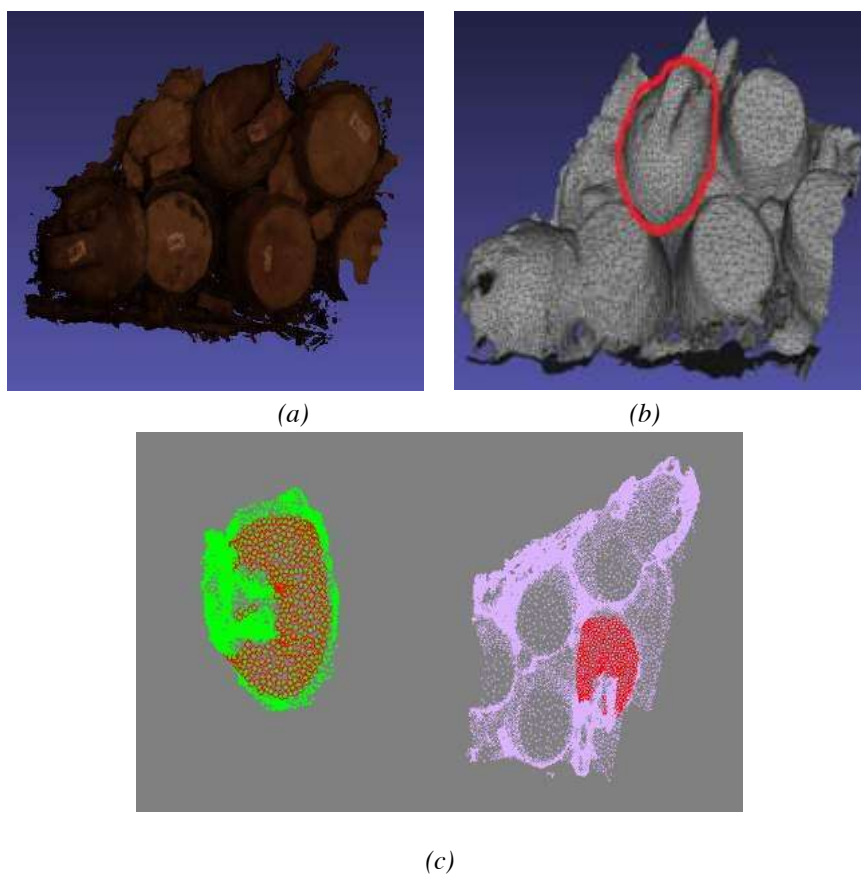
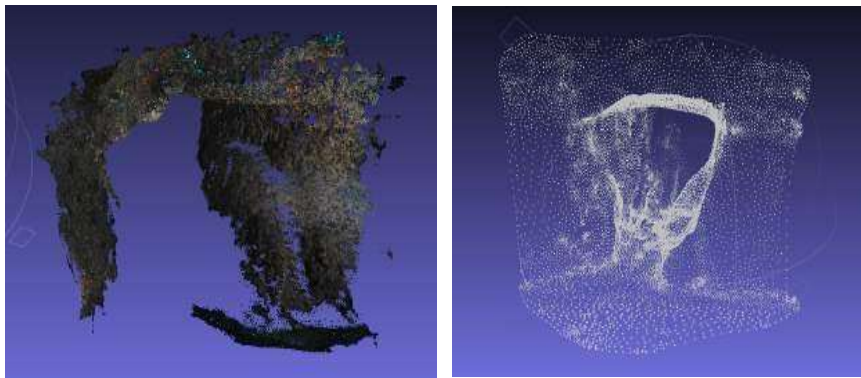


Figure 10. Recalage par reconnaissance d'objet connu (amphore) dans une scène réelle. (a) Nuage de points 3D issu d'un relevé optique, (b) Une représentation par un maillage du relevé laser, le modèle d'amphore qu'on tente à trouver est mis en évidence avec la courbe rouge, (c) l'appariement et la reconnaissance de l'amphore dans la scène



Figure 11. A gauche les trois appareils photographiques synchronisés, à droite la caméra 3D, sonar haute fréquence de marque Blue View, monté sur trépied



(a) Photogrammétrie

(b) Acoustique

Figure 12. La grotte 'Impérial de terre' à 30m de profondeur

Cette dernière expérimentation présentée ci-dessus est faite sur une grotte sous-marine nommée l'Impérial de Terre, elle se trouve au large de Marseille à 30 m de fond. Les relevés ont été obtenus lors d'une mission commune entre la COMEX, le LSIS et Septentrion Environnement. Trois jours ont été nécessaires, une journée de préparation, une plongée pour la prise de vue photographique et une journée pour l'acquisition sonar. L'utilisation d'un capteur optique a des limites considérables en raison de la turbidité de l'eau. Avant le recours aux méthodes de traitement d'images, nous avons mis en place un protocole de prise de vue spécifique afin de réduire l'effet des particules en suspension dans la colonne d'eau comprise entre l'objectif et le site observé. Ce protocole se fonde sur un réglage pertinent de l'intensité des flashes par rapport à la sensibilité des capteurs ainsi qu'un positionnement relatif des flashes et des appareils photographiques destiné à éclairer le moins possible la colonne d'eau présente devant l'objectif. Pour les raisons évoquées ci-dessus, les photographies prises pour le calcul d'un modèle 3D sont toujours à très grande échelle car prises près du site (à une distance maximale de 3 m en cas de très bonne visibilité). Cette particularité conduit à une très bonne résolution du modèle photogrammétrique final. Pour cette expérimentation, trois appareils photographiques sont synchronisés et 2 260 photographies ont été utilisées pour produire le modèle 3D, à l'échelle, visible sur la figure 12(a). Afin d'obtenir ce modèle photogrammétrique, nous avons appliqué les mêmes traitements cités précédemment. La deuxième source de données est un sonar haute fréquence (BlueView BV5000) qui fournit un nuage de points 3D avec une résolution plus faible, sans information de couleur mais avec une portée plus étendue. Deux résultats de ces acquisitions sont illustrés sur la figure 12.

Sur la figure 13, nous pouvons observer le résultat du recalage des données photogrammétrique sur le modèle Sonar. Etant donné que nous avons un grand volume de données entachées de bruit d'une scène complexe, nous nous sommes orientés vers une approche semi-automatique. Un opérateur humain est mis à contribution pour sélectionner une zone d'intérêt. Dans les faits, l'opérateur extrait une zone à partir du modèle photogrammétrique et il sélectionne une zone de recherche sur le modèle Sonar. Comme nous pouvons le constater, nous avons obtenu un bon résultat qui reste exploitable avec une erreur quadratique moyenne égale à 0,96 et seulement 8 points appariés. Cependant nous avons rencontré des difficultés dans le choix du rayon de la sphère. La qualité du recalage dépend du rayon de la sphère et de la résolution des données.

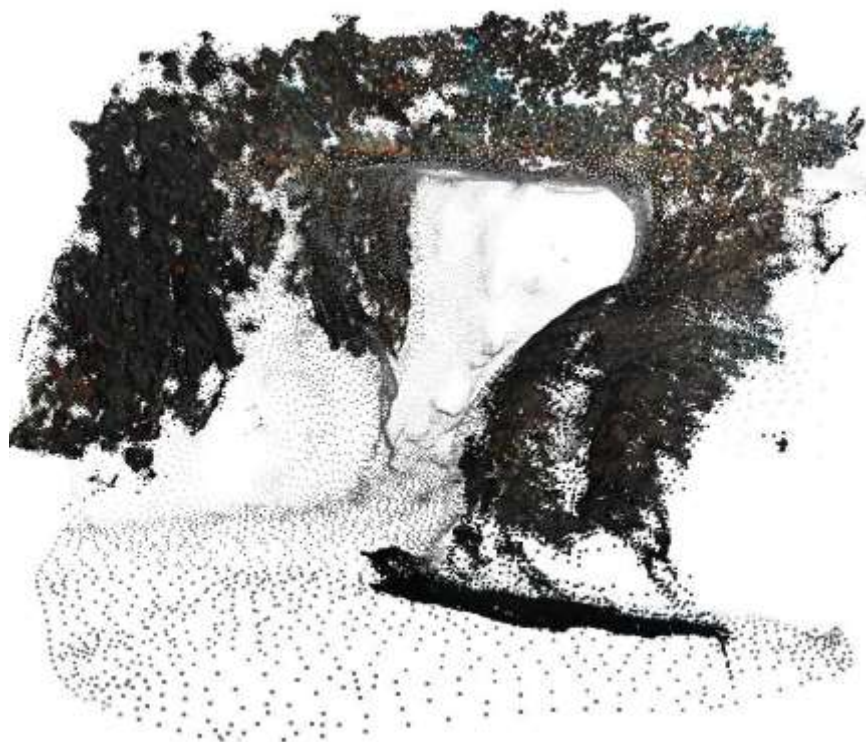


Figure 13. La grotte 'Impérial de terre' : fusion des données acoustiques et optiques

5. Conclusion et perspectives

Dans notre travail, nous sommes amenés à utiliser un capteur acoustique pour compenser les limites d'un capteur optique dans un milieu sous-marin. Les deux capteurs produisent deux nuages de points avec des résolutions différentes. Le but de cette étude était de trouver une méthode de recalage pour fusionner les nuages de points issus de chaque capteur. Dans cet article, nous avons proposé une approche basée sur un descripteur local invariant à la rotation. Une signature en chaque point d'intérêt est calculée à l'aide de ces voisins. Pour résoudre le problème de différence de résolution entre les nuages de points à recaler, nous avons reconstruit des surfaces locales à partir de leurs points voisins avec une méthode d'adaptation de surfaces (fitting). Chaque surface est ré-échantillonnée par la suite afin d'extraire un descripteur indépendant de la résolution du nuage. Cet algorithme a été testé sur des scènes variées et les résultats expérimentaux ont été présentés et analysés.

Notre algorithme peut également être utilisé pour la reconnaissance d'objets. Nous pouvons envisager d'utiliser un modèle 3D et de chercher à recaler ce modèle dans une scène. Cela permettra de reconnaître et de localiser toutes les occurrences de ce modèle. Cette technique peut être utilisée dans le cas de l'archéologie sous-marine sur des épaves comportant un nombre important d'objets connus a priori comme les amphores. Ceci aidera les archéologues à déterminer la typologie des objets présents dans la scène et à étudier les variations par rapport à des modèles théoriques. Nos futurs travaux s'orientent également vers la recherche d'une méthode pour déterminer le rayon optimal pour le calcul des descripteurs.

Bibliographie

- G. F. Bass, *Archaeology under Water*, Penguin Book ed. Harmondsworth : Pelican Book, 1969. A. Fusiello and V. Murino, *Calibration of an Optical-Acoustic Sensor*, *machine graphics & vision*, vol. 9, pp. 207-214, 2000.
- A. Fusiello and V. Murino, "Augmented Scene Modeling and Visualization by Optical and Acoustic Sensor Integration," *IEEE transaction on Visualization and computer graphics*, vol. 10, pp. 625-636, 13 septembre 2004.
- O. Pizarro, R. M. Eustice, and H. Singh, "Large Area 3-D Reconstructions From Underwater Optical Surveys," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 34, pp. 150-169, Apr 2009.
- H. Singh, C. Roman, L. Whitcomb, and D. Yoerger, "Advances in Fusion of High Resolution Underwater Optical and Acoustic Data," in *Proceedings of the 2000 International Symposium on Underwater Technology, Tokyo Japan, 2000*.
- S. Negahdaripour, H. Sekkati, and H. Pirsiavash, "Opti-Acoustic Stereo Imaging, System Calibration and 3-D Reconstruction," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR'07. IEEE Conference on, 2007*, pp. 1-8.
- N. Hurtós, X. Cufí, and J. Salvi, *Integration of optical and acoustic sensors for D underwater scene reconstruction., Instrumentation Viewpoint*, 2010.
- P. J. Besl and N. D. McKay, *A Method for Registration of 3-D Shapes*, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 14, pp. 239-256, 1992.
- Y. Chen and G. Medioni, *Object Modeling by Registration of Multiple Range Images*, *International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2724-2729, 1991.
- S. Rusinkiewicz and M. Levoy, *Efficient Variants of the ICP Algorithm*, *Third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling (3DIM)*, 2001.
- G. a. L. Turk, M. , *Zippered Polygon Meshes from Range Images*, *Proc. SIGGRAPH*, 1994., 1994.
- T. Masuda, Sakaue, K., and Y okoya, N., *Registration and Integration of Multiple Range Images for 3-D Model Construction*, *Proc. CVPR*, 1996., 1996.

- [S. Weik, Registration of 3-D Partial Surface Models Using Luminance and Depth Information, Proc. 3DIM, 1997.](#)
- [Radu Bogdan Rusu, Nico Blodow, Zoltan Csaba Marton and Michael Beetz, Aligning point cloud views using persistent feature histograms, in International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 3384-3391, September 2008.](#)
- [U. H. E. Wahl, and G. Hirzinger., Surflet-pair-relation histograms : A statistical 3D-shape representation for rapid classification, In Proceedings of the fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, pp. 474-481, 2003.](#)
- [R. B. Rusu, N. Blodow, and M. Beetz, Fast Point Feature Histograms \(FPFH\) for 3D Registration, in Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation \(ICRA\), ed. Kobe, Japan, 2009.](#)
- [A. E. Johnson and M. Hebert, Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 21, pp. 433-449, 1999.](#)
- [A. Frome, Huber, D., Kolluri, R., Bülow, T., Malik, J., Recognizing objects in range data using regional point descriptors., In : Pajdla, T., Matas, J\(G.\) \(eds.\) ECCV 2004. LNCS, vol. 3023, pp. 224-237, 2004.](#)
- [Y. Furukawa and J. Ponce, Accurate, Dense, and Robust Multiview Stereopsis, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 32, pp. 1362-1376, 2010.](#)
- [C. S. Chua and R. Jarvis, Point Signatures : A New Representation for 3D Object Recognition, Int. J. Comput. Vision, vol. 25, pp. 63-85, 1997.](#)
- [F. Tombari, S. Salti, and L. D. Stefano, Unique signatures of histograms for local surface description, presented at the Proceedings of the 11th European conference on computer vision conference on Computer vision : Part III, Heraklion, Crete, Greece, 2010.](#)
- [A. Mian, M. Bennamoun, and R. Owens, On the Repeatability and Quality of Keypoints for Local Feature-based 3D Object Retrieval from Cluttered Scenes, Int. J. Comput. Vision, vol. 89, pp. 348-361, 2010.](#)
- [A. Petrelli and L. D. Stefano, On the repeatability of the local reference frame for partial shape matching, presented at the Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision, 2011.](#)
- [R. B. Rusu and S. Cousins, 3D is here : Point Cloud Library \(PCL\), in IEEE International Conference on Robotics and Automation \(ICRA\), ed. Shanghai, China, 2011.](#)
- [D'Errico, John \(2005\). Surface Fitting using gridfit \(<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/8998>\), MATLAB Central File Exchange. Retrieved May 18, 2006.](#)
- [N. Snavely, I. Simon, M. Goesele, R. Szeliski, and S. M. Seitz, Scene Reconstruction and Visualization From Community Photo Collections, Proceedings of the IEEE, vol. 98, pp. 1370-1390, 2010.](#)
- [M. I. A. Lourakis and A. A. Argyros, SBA : A software package for generic sparse bundle adjustment, ACM Trans. Math. Softw., vol. 36, pp. 1-30, 2009.](#)
- [Chen, H., & Bhanu, B. \(2007\). 3D free-form object recognition in range images using local surface patches. Pattern Recognition Letters, 28\(10\), 1252-1262.](#)
- [Bok Y, Choi D-G, Kweon IS. Sensor Fusion of Cameras and a Laser for City-Scale 3D Reconstruction. Sensors \(Basel, Switzerland\). 2014 ; 14\(11\) : 20882-20909. doi:10.3390/s141120882.](#)