

# Comparaison de méthodes de recalage de données 3D par construction d'un maillage triangulaire ou extraction des contours 3D\*

Michel Devy \*

Andres Restrepo Specht \*

Angel Sappa †

\* LAAS-CNRS

7 avenue du Colonel Roche, 31077 Toulouse Cedex 04

† RTS Advanced Robotics Ltd.

Gilchrist Rd, Northbank Industrial Park, Irlam, Manchester, M44 5AY, UK

Méls : [michel@laas.fr](mailto:michel@laas.fr), [arestrep@laas.fr](mailto:arestrep@laas.fr), [sappa@ieee.org](mailto:sappa@ieee.org)

## Resume

*La modélisation 3D est toujours un problème ouvert, malgré les progrès réalisés en matière d'acquisition de données -capteur laser précis- ou de leur traitement -segmentation, recalage... Du fait des limitations des champs de vue des capteurs, la modélisation doit être un processus incrémental; lors de ce processus, le recalage est la fonction qui permet de positionner successivement les données acquises depuis un point de vue, par rapport au modèle construit jusque là. Pour ce faire, nous utilisons l'algorithme ICP (Iterative Closest Point); un pré-traitement doit être appliqué sur les données 3D pour sélectionner des points pertinents sur lequel ICP sera appliqué. Dans cet article, nous nous proposons de comparer deux représentations vis-à-vis du recalage: ICP est appliqué d'abord sur les points de contour 3D, détectés par une analyse séquentielle des lignes et colonnes de l'image de profondeur; puis il est appliqué sur les sommets d'un maillage triangulaire généré à partir de ces contours 3D. Nous comparons ces deux approches sur la base de plusieurs images: images de grande dimension acquises dans un monument historique ou images acquises sur des objets de dimension métrique parfaitement connu.*

## MotsCles

Images et contours 3D, maillage, recalage, ICP

## Abstract

*The construction of the 3D model for a building is yet a difficult issue, in spite of impressive improvements on 3D laser range finders or in 3D data processing -3D segmentation, registration ... The limitations of a sensor view field make mandatory an incremental modelling process: at each step, the registration function*

---

\* Ces travaux ont été réalisés dans le cadre d'un projet TMR financé par la CEE, le projet CAMERA

*is used to compute the relative situation between a new image and the current model. We use the well known ICP (Iterative Closest Point) registration algorithm; a pre-processing must be executed on the 3D data, in order to extract the more salient points for the ICP method. In this paper, two representations are compared with respect to the registration: ICP is firstly executed on edge based representations (edge points are extracted by a scan line method), and then, on the vertices of a triangular mesh generated from these edges. We compare these two methods using either high dimension 3D images acquired in a church or images acquired on little objects.*

## KeyWords

3D images and edges, mesh, registration, ICP

## 1 Introduction

La modélisation 3D d'un environnement ou d'un objet à partir de données sensorielles, consiste à acquérir des données sensorielles depuis divers points de vue, puis à générer une représentation adaptée à la tâche qui exploitera le modèle obtenu: cela consiste souvent à faire une approximation des points de mesures par des fonctions mathématiques. Le projet CAMERA (pour *Cad Modeling of Environments from Range data Analysis*) concerne la modélisation de bâtiments, de type soit monuments historiques (une église par exemple), soit site industriel; nous ne considérons pas ici les approches de type photogrammétrie (reconstruction 3D à partir d'un ensemble d'images), pour lesquelles le recalage est intrinsèquement inclus dans la reconstruction.

La construction d'un modèle requiert l'acquisition d'un grand nombre d'images 3D; la fusion s'applique en général avant la phase de modélisation, au niveau des nuages de points 3D issus de chaque image; elle est



FIG. 1 – Sous-image centrée sur l’autel, d’une image de profondeur acquise dans une église.

traitée par un algorithme de type ICP [HC98]. Pour obtenir une convergence plus rapide de cet algorithme, un pré-traitement doit être appliqué sur les données 3D pour sélectionner des points pertinents sur lequel ICP sera appliqué. Dans cet article, nous nous proposons de comparer deux représentations: ICP est appliqué d’abord sur les points de contour 3D; puis il est appliqué sur les sommets d’un maillage triangulaire généré à partir de ces contours 3D. Vu la complexité du processus complet de modélisation 3D, nous ne traitons ici que de la comparaison de plusieurs méthodes afin de traiter du recalage de plusieurs images acquises depuis des points de vue différents; une méthode de fusion de maillage est présentée dans [Boz00].

Nous traitons dans la section 2, de l’extraction des points de discontinuité depuis une image de profondeur; il s’agit d’une étape préalable, nécessaire afin de limiter la complexité et d’améliorer les résultats des phases ultérieures, à savoir la génération du maillage et le recalage de différentes vues. Nous traitons ensuite dans la section 3 de la génération d’un maillage triangulaire irrégulier. Ce modèle adaptatif est réalisé par un processus de “split & merge”, puis simplifié pour limiter sa taille avec des pertes limitées de précision. La dernière partie en section 4 présente un mécanisme de recalage entre modèles par une méthode dérivée de l’algorithme ICP. Du fait de la taille des images que nous exploitons dans nos travaux sur la modélisation de bâtiments, il est impossible d’exécuter ICP sur l’ensemble des points des images; le recalage est donc effectué soit à partir des points de discontinuité, soit à partir des sommets du maillage triangulaire.

Ces méthodes requièrent des temps de calcul importants, peu significatifs dans le cas d’images de petite taille, mais ces temps de calcul deviennent prohibitifs pour le traitement d’images 3D de haute résolution. Or, dans le cadre du projet CAMERA, nous traitons des images 3D panoramiques (balayage horizontal entre 0 deg et 360 deg) acquises par le capteur Zoeller & Frohlich [ZF] qui permet des résolutions angulaires en site et azimut de l’ordre de 0.05 deg; nous montrons sur la figure 1 une partie d’image de profondeur acquise dans une église. L’image complète, de taille 1400

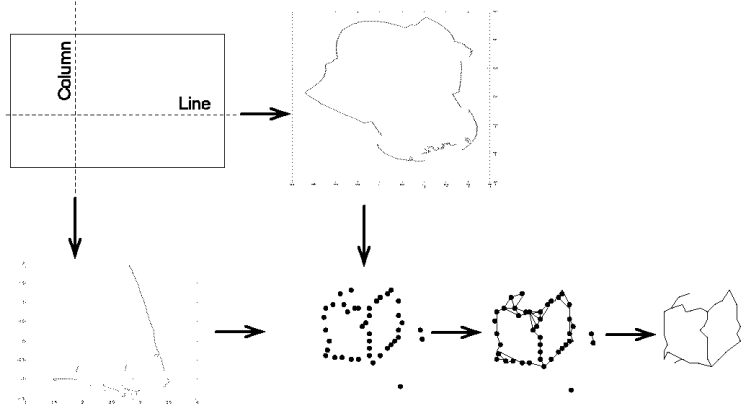


FIG. 2 – Etapes de l’extraction des contours 3D.

lignes par 8000 colonnes, comporte plus de 11 millions de points 3D, est acquise en 2 mn avec une précision de l’ordre du mm à 5 m. Avec de telles images, les méthodes classiques de segmentation ou recalage, sont difficilement applicables.

## 2 Extraction des contours 3D

Un des défis majeurs de la modélisation de bâtiments, consiste à générer automatiquement des représentations de type ensemble de primitives surfaciques planes, cylindriques, sphériques, ... Aujourd’hui, les outils disponibles dans les entreprises spécialisées [ZF, MEN], permettent uniquement une génération interactive de telles représentations. La segmentation robuste en régions restent un problème, malgré un grand nombre de travaux dans la communauté scientifique [Ha96].

Pour aborder le problème de la segmentation 3D [SD01], nous nous sommes intéressés aux méthodes de segmentation qui se fondent sur l’extraction des contours 3D. Ces méthodes consistent (1) à rechercher les points de discontinuité dans l’image, puis (2) à connecter ces points pour extraire des contours 3D. Dans cet article, nous décrivons uniquement la phase d’extraction des contours 3D. Notre approche est illustrée sur la figure 2. Tout d’abord, nous recherchons les points de discontinuité en traitant successivement chaque ligne et chaque colonne de l’image 3D, comme l’a proposé X. Jiang [JB99]. Ensuite, nous procédons à l’extraction des contours 3D, à partir d’un graphe reliant les points de discontinuité.

### 2.1 Recherche des points de discontinuité

Chaque ligne et chaque colonne de l’image 3D est traitée, afin d’y détecter des points de discontinuité; ces points sont ensuite marqués dans une image binaire ou *bitmap*, qui sera la donnée d’entrée du traitement

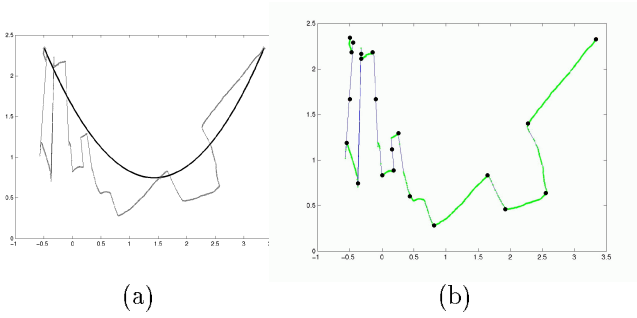


FIG. 3 – (a) Une colonne de l’image et l’approximation initiale par une parabole.; (c) Discontinuités de normale retenus.

suisant.

Plusieurs travaux ont traité de ce type d’approximation [JB94] [JB98] [OPBS99]. Dans notre configuration où le plan horizontal correspond approximativement à l’angle site égal à 0, il suffit de traiter deux directions pour saisir tous les points de discontinuité de l’image. Donc, chaque ligne et chaque colonne est successivement traité comme un vecteur 1D. Sur ce vecteur, nous réalisons deux opérations : tout d’abord, nous détectons les discontinuités de profondeur (ou *jump edge*) et filtrons les points aberrants, souvent proches de ces ruptures de surface, puis, pour chaque séquence de points comprise entre deux discontinuités de profondeur, nous calculons une approximation par un ensemble de quadriques (pour simplifier, uniquement des paraboles) ; les points de connexion entre deux courbes sont des discontinuités de normale (ou *crease edge*). Discontinuités de profondeur et de normale sont ensuite mémorisées dans l’image *bitmap*.

Sur la figure 3, nous présentons les points de contour retenus par notre algorithme pour une colonne de l’image. Dans la plupart des cas, un point de discontinuité sera trouvé deux fois, lors des traitements de la ligne et de la colonne auxquels il appartient. De ce fait, dans le *bitmap*, tous les points des arêtes physiques seront marqués (voir la figure 5 générée à partir de la sous-image présentée en figure 1).

Notons que cette recherche des discontinuités permet de s’affranchir en grande partie, du bruit dans les images : soit des artefacts propres aux discontinuités de profondeur, soit du bruit sur les points 3D internes aux surfaces, car l’approximation par une quadrique a un effet de lissage sur les données brutes.

## 2.2 Extraction des contours 3D

A partir de l’image binaire des points de discontinuité, nous construisons tout d’abord un maillage triangulaire, en appliquant des contraintes de Delaunay 2D, pour limiter le nombre de triangles dégénérés. Puis nous filtrons toutes les arêtes de ce maillage qui ont

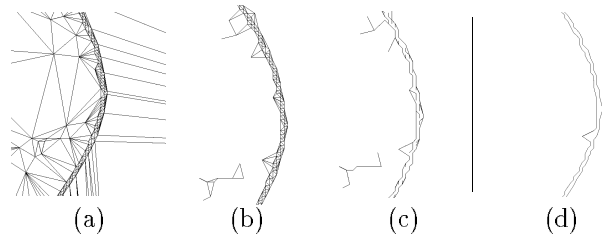


FIG. 4 – Vues de détail sur l’extraction des contours 3D : (a) maillage triangulaire ; (b) maillage simplifié ; (c) arbre de recouvrement de coût minimal ; (d) contours 3D

une longueur 3D supérieure à un seuil variable.

Il reste un maillage triangulaire liant les points qui sont sur les arêtes. Nous transformons ce maillage en un graphe : un sommet du maillage donne un sommet du graphe ; une arête du maillage donne une arête du graphe, étiquetée par la distance 3D entre les sommets qu’elle lie. Chaque composante connexe de ce graphe de connexité est ensuite traitée par l’algorithme de Kruskal [Ros90], afin de rechercher l’arbre de recouvrement minimal (ou *Minimum Spanning Tree*). Cet algorithme donne le chemin de coût minimal reliant les points de contour.

Sur la figure 4, nous illustrons cette deuxième étape sur un contour correspondant à une discontinuité de profondeur. La figure (a) est un zoom sur une arête et la partie du maillage triangulaire complet qui s’y rattache. La figure (b) présente le résultat du filtrage des arêtes sur ce maillage ; il existe deux composantes connexes. La figure (c) donne les arbres de recouvrement de coût minimal sur ces deux sous-graphes, avec un arbre isolé correspondant à des fausses discontinuités, et deux arbres quasiment parallèles correspondant aux deux côtés de la discontinuité de profondeur : l’algorithme de Kruskal n’a pas retenu de chemin joignant des points éloignés qui sont de part et d’autre de la discontinuité. Sur la figure (d) enfin, l’arbre isolé a été filtré car il ne comportait pas un nombre suffisant de sommets, et les deux arbres principaux ont été simplifiés, ce qui a permis la suppression des barbules. Nous pouvons ensuite extraire deux contours, correspondant aux deux côtés de la discontinuité de profondeur.

## 2.3 Résultats expérimentaux

Cet algorithme a été testé sur des images de haute résolution acquises sur une église. Sur les figures 5 et 6, notre méthode est appliquée sur l’image panoramique de taille 1400 lignes par 8000 colonnes ; nous présentons uniquement les résultats sur la sous-image centrée sur l’autel, présentée en figure 1. De nombreux points de contour sont détectés, soit pour des discontinuités de normale sur les murs, soit pour des discontinuités de profondeur liées à des objets posés au sol (chaises,

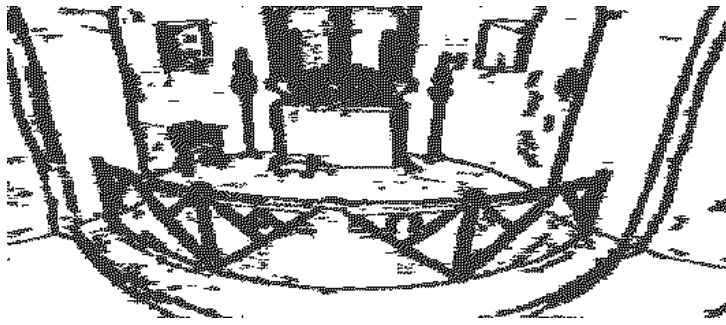


FIG. 5 – Ensemble des points de contour extraits sur la sous-image centrée sur l'autel

cierges autour et sur l'autel, barrière devant l'autel, ...). Les contours 3D extraits par notre méthode sont localisés sur ces discontinuités ; le filtrage des contours permettent de simplifier le résultat.

### 3 Construction d'un maillage triangulaire irrégulier

Dans [BDS00], nous avons décrit une approche de modélisation incrémentale par un maillage triangulaire. Les maillages peuvent s'adapter à tous types de surface, quelle que soit leur forme ou leur topologie. Il existe deux grands types de méthodes pour obtenir un maillage à partir d'un nuage de points 3D, principalement en utilisant des surfaces déformables, ou en le calculant par une méthode adaptative (split & merge). Les surfaces déformables sont des maillages réguliers que l'on déforme en les faisant converger vers des points de mesure acquis sur une surface ou un objet en leur appliquant un certain nombre de forces : intérieures pour obtenir une surface lissée "élastique", extérieures pour obtenir la convergence [CBA93].

Concernant les approches adaptatives, elles se fondent sur deux mécanismes : la séparation (*split*) et la fusion (*merge*).

- La séparation s'applique à un maillage initial, dont les triangles sont "découpés" itérativement jusqu'à obtention d'un maillage suffisamment "proche" des points de mesure. Le maillage obtenu est irrégulier et possède une résolution variable.
- La fusion consiste à regrouper les triangles en régions homogènes. Différents critères d'homogénéité peuvent être utilisés selon les besoins de modélisation : planéité, courbure limite admissible, ... Les algorithmes de *decimation* de maillage [C+97], procédant par suppressions successives de sommets ou d'arêtes, s'apparentent à ce mécanisme de fusion.

La séparation part d'un maillage initial très simple [FP88] (deux triangles, par exemple), qui est découpé jusqu'à intégration de toutes les mesures. Au contraire,

la fusion ou la *decimation* partent d'un maillage initial très segmenté, souvent un maillage régulier généré directement à partir des points de mesure [Hop94, Seq97].

Nous allons détailler par la suite les différentes étapes de notre méthode de construction de maillage. C'est un algorithme de séparation appliqué à des données acquises par un télémètre-laser, donc en  $2D^{1/2}$ , c'est à dire en 2D dans le repère capteur ( $u, v$ ) et en 3D dans le repère réel ( $x, y, z$ ). Le maillage local sera donc, autant que possible, construit en 2D tout en considérant les informations 3D pour les différents calculs de positionnement.

#### 3.1 Création d'un maillage simple

Utilisant un algorithme basé sur la technique du "split", il faut partir d'un maillage le plus simple possible, facilement différenciable des données sensorielles pour éviter les artefacts de modélisation, et capable d'accueillir l'ensemble de ces données.

Pour cela, nous partons d'un maillage initial plan formé de deux triangles et de quatre sommets (voir figure 7), et ayant une profondeur très supérieure à la profondeur maximale de l'image 3D. Ce maillage initial représente donc l'horizon. Chaque point de l'image est ensuite rattaché au triangle unique dans le repère capteur (donc en 2D) auquel il appartient.

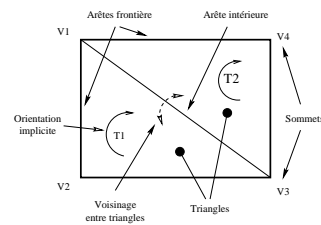


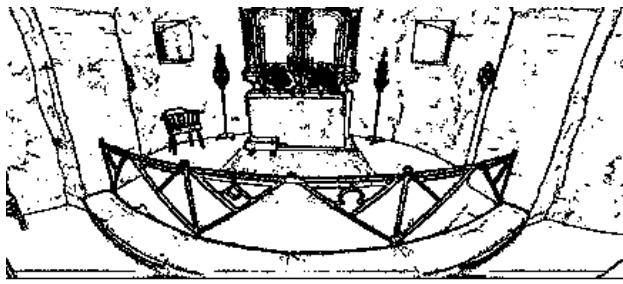
FIG. 7 – Maillage initial

#### 3.2 Insertion des contours 3D

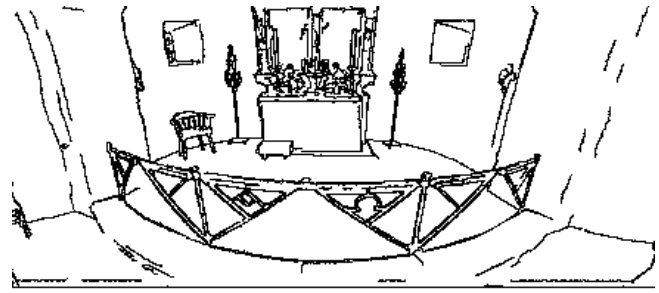
Afin de générer un maillage qui s'appuie sur les discontinuités de la scène, nous exploitons les contours 3D extraits par l'approche présentée dans la section précédente. Ces contours sont insérés dans le maillage initial, ce qui provoque un premier découpage. Les contours sont d'abord approximés par un ensemble de segments 3D; puis chaque segment est inséré en tant qu'arête dans le maillage en cours de construction. Ce traitement illustré en figure 8, doit respecter la topologie du maillage quelquesoit les contours extraits de l'image. A chaque modification du maillage, les points de mesure sont redistribués de manière unique, entre les nouveaux triangles.

#### 3.3 Segmentation du maillage

A ce stade, nous disposons d'un maillage initial qui contient l'ensemble des données sensorielles. Nous appliquons à ce maillage un algorithme itératif de sépa-



(a)



(b)

FIG. 6 – Résultat de la segmentation en contours : (a) arbre de recouvrement non filtré ; (b) arbre de recouvrement filtré .

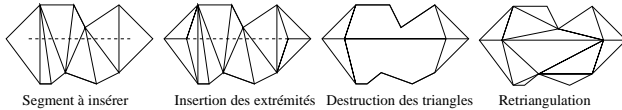


FIG. 8 – Insertion d'un contour

ration afin de le faire converger vers les données sensorielles. Le modèle obtenu est ainsi hiérarchique, chaque triangle ayant une taille dépendante de la nature de la surface qu'il modélise : plus elle est plane, plus ses dimensions sont importantes. Le découpage du maillage dépend de plusieurs critères : la forme, la taille des triangles obtenus et l'erreur quadratique de l'estimation d'un ensemble de points par un plan.

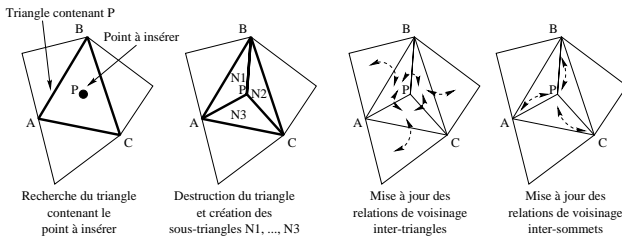


FIG. 9 – Insertion d'un point dans un triangle et redécoupage de ce triangle

Pour réaliser cette opération, nous étudions les triangles un à un : pour le triangle examiné, le plan support est déterminé par approximation à partir de tous les points 3D qui lui sont associés; ensuite, nous déterminons s'il doit être découpé ou non par un critère de distance variable: un triangle est découpé si l'erreur d'approximation plane est supérieure à une distance  $D$  dépendante de la taille du triangle. Lors du redécoupage d'un triangle, un nouveau sommet du maillage est créé sur le point de mesure le plus proche du centre de gravité. Trois nouveaux triangles étant formés, nous appliquons un critère de Delaunay simplifié pour sélectionner la triangulation la moins dégénérée. Enfin, les points de mesure du triangle initial seront répartis

dans les trois nouveaux (voir figure 9). Cette opération sera répétée tant que des triangles ne vérifieront pas le critère d'homogénéité.

### 3.4 Filtrage du modèle

Le modèle obtenu à cette étape doit être ensuite filtré pour supprimer des artefacts de modélisation qui proviennent:

- du maillage initial: ses sommets étant placés à l'horizon, un certain nombre de facettes artificielles vont s'y appuyer, ne contenant aucune donnée sensorielle.
- des trous de données : ceux-ci peuvent avoir pour origine des surfaces spéculaires (capteur laser), des zones non corrélées car non texturées (stéréocorrélation), ou tout simplement une absence de données (le ciel dans une image d'extérieur). Leur détection est réalisée grâce à un seuillage de la densité de données sur les facettes, avec un seuil calculé selon la transformation entre la facette et le capteur.
- des caractéristiques topologiques du maillage: le maillage contient des triangles artificiels au niveau des discontinuités de profondeur. Ces facettes étant le plus souvent dégénérées, leur détection est réalisée en étudiant le rapport surface/périmètre<sup>2</sup>, nombre sans dimension donc indépendant de la taille du triangle, caractérisant "l'équilatéralité" du triangle (plus le triangle est dégénéré, plus ce nombre est petit).

Un exemple de filtrage est donné par la figure 10.

### 3.5 Résultats expérimentaux

Si nécessaire pour l'application, il est possible de construire une représentation plus abstraite en appliquant une fusion des triangles en régions homogènes. Nous obtenons ainsi une information très compacte, mais moins précise que le maillage issu de l'étape de séparation.

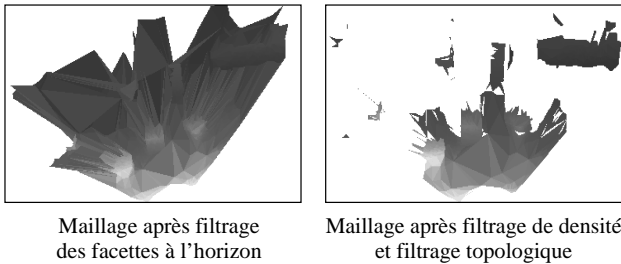


FIG. 10 – Filtrage successif d'un maillage

Cette fusion n'est donc pas appliquée pour traiter du recalage de modèles locaux.

Dans le cadre d'une modélisation en intérieur, le maillage obtenu peut aussi être simplifié en éliminant les sommets alignés, à la fois en 2D et en 3D. Pour cela, le maillage est détruit localement autour du sommet, puis reconstruit en re-triangulant cette région polygonale. Cette opération diminue fortement la taille du modèle (de l'ordre de 50% en environnement structuré) sans augmenter de façon notable l'erreur de modélisation (moins de 5%).

La modélisation totale demande de 0.1 seconde pour un maillage de 1000 facettes, le nombre de ces facettes augmentant avec le relief local de données et la précision demandée. En figure 11, nous présentons un maillage obtenu avant et après cette étape de simplification: avant, nous obtenons 2599 triangles, 1524 sommets pour une erreur de 2.87cm. Après simplification, nous avons 1203 triangles, 787 sommets pour une erreur de 2.98cm.

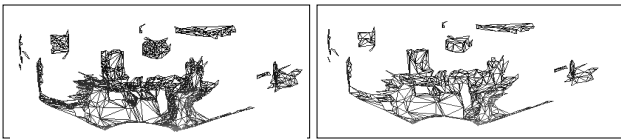


FIG. 11 – Exemple de la construction d'un maillage

## 4 Recalage de plusieurs modèles

La fusion consiste à réunir en un seul modèle global les informations obtenues sur un ensemble de modèles locaux, générés depuis des positions différentes. Un modèle sera donc construit de manière incrémentale; à l'instant  $t$ , le modèle courant intégrant les données acquises jusque là, est appelé  $M_{t-1}$ ; un nouveau point de vue est sélectionné, le capteur  $y$  est positionné et une acquisition produit un modèle local  $m_t$ ; ce modèle doit être recalé avec  $M_{t-1}$ , puis fusionné avec ce modèle pour produire le nouveau modèle global courant  $M_t$ . Ce processus s'achève lorsque le modèle global satisfait un critère de complétude: le modèle final,  $M_T$  intègre ainsi l'ensemble des informations des différents modèles locaux  $m_0 \dots m_T$ .

Nous ne traitons dans cet article que du recalage entre un modèle local  $m_t$  et le modèle global courant  $M_{t-1}$ . Ce positionnement peut être estimé par des capteurs proprioceptifs, tels que des codeurs sur les actionneurs qui permettent de déplacer le capteur. Cette estimation n'est pas suffisante pour effectuer directement la fusion de modèles, car trop peu précise. Il faut affiner cette estimation initiale par un processus de recalage; il consiste à mettre en correspondance des attributs du modèle local et du modèle global courant, puis à calculer la transformation 3D minimisant une mesure de différence entre ces attributs. Nos modèles sont des nuages de points comme dans [MC91, Zha94, Che92]; les attributs mis en correspondance sont des points de contrôle; la différence entre les attributs est mesurée par la distance euclidienne entre les points appariés.

### 4.1 Description de l'algorithme ICP

Notre processus de recalage se fonde sur l'algorithme "ICP" (pour *Iterative Closest Point* [MC91]). A l'itération  $k$ , la position du point de vue courant est estimée par une transformation  $T_t^k$ . Un ensemble de points de contrôle ( $p_i^j, i = 1 \dots n$ ) est sélectionné sur le modèle local  $m_t$ . On leur applique la transformation  $T_t^k$  afin de les exprimer dans le repère du modèle global; pour chacun d'eux, on estime le point le plus proche sur l'ensemble des points de contrôle fusionnés dans le modèle  $M_{t-1}$ . La transformation  $T_t^k$  peut alors être réestimée à partir de ces appariements, pour obtenir  $T_t^{k+1}$ . Ces opérations sont répétées itérativement jusqu'à superposition parfaite des modèles.

De nombreuses optimisations de cet algorithme ont été proposées, notamment par [HC98], afin d'accélérer la convergence et d'améliorer la précision. En particulier, chaque point est non plus apparié au plus proche de l'autre modèle, mais à celui dont le relief local est le plus proche dans un voisinage de ce point. L'appariement n'est donc plus calculé par une minimisation de la distance, mais aussi par un calcul de corrélation.

**Sélection des points de contrôle.** Nos données 3D sont extrêmement denses; il est donc indispensable d'extraire un ensemble de points de contrôle sur lesquels la méthode ICP sera appliquée. Nous avons comparé différentes sélections de ces points:

1. en exploitant les contours 3D, les points de discontinuités qui sont présents dans la *binary map*, avant extraction des contours et approximation par des segments de droite. Pour éviter les effets des occultations, seuls les points de discontinuité de normale sont retenus; ce sont de vrais points de mesure, mais comme ils sont sur les discontinuités, ils peuvent être plus bruités que les points acquis sur les surfaces.
2. en exploitant le maillage triangulaire, les sommets ou les centres de facettes : ils sont directement pré-

sents au sein du modèle, et sont donc très facilement utilisables. Par contre, leur répartition est différente, ce qui introduit un biais de recalage, non quantifiable.

3. un sous-échantillonnage des points de mesure présents dans les images à recalcer.

Notre objectif est d'évaluer et comparer ces méthodes.

**Recherche des appariements.** Possédant maintenant une liste de points de contrôle extrait de  $m_t$ , nous les projetons par  $T_t^k$  dans le repère dans lequel est exprimé le modèle global; pour chaque point  $p_t^i$ , nous recherchons un appariement dans le modèle global courant; le point  $P_{t-1}^j$  de  $M_{t-1}$  le plus proche de  $p_t^i$  est donc utilisé. Pour optimiser ce processus de recherche, les points de contrôle fusionnés successivement dans  $M_{t-1}$ , sont conservés dans une table de H-code 3D.

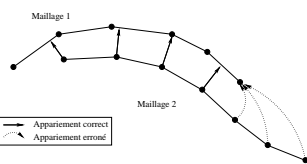


FIG. 12 – Filtrage préliminaire des appariements

Un filtrage préliminaire est nécessaire pour éliminer autant que possible les appariements aberrants. Deux méthodes heuristiques de filtrage peuvent être appliquées:

- les couples d'appariement dont une des extrémités se trouve sur le bord d'un modèle sont éliminés, car ils sont le plus souvent faux [TL94], comme illustré sur la figure 12.
- une contrainte d'unicité peut être vérifiée, afin que tout point de  $m_t$  ou  $M_{t-1}$  ne participe qu'à un seul appariement.

Nous utilisons ensuite une technique de filtrage statistique, inspirée des travaux de Zhang ([Zha94]), qui consiste à filtrer les appariements selon leur distance. Les appariements sont filtrés de manière itérative; ne sont conservés à chaque itération  $I$ , que les couples  $(p_t^i, P_{t-1}^j)$  ayant une distance inférieure à un seuil  $D_{max}^I$ ; le seuil initial  $D_{max}^0$  est très grand. Ce seuil est mis à jour à chaque itération en fonction de la moyenne  $\mu$  des distances des appariements et de l'écart type  $\sigma$  de ces distances de la façon suivante :

- si  $\mu < D_{max}^{I-1}$  alors  $D_{max}^I = \mu + 3.\sigma$
- sinon si  $\mu < 3.D_{max}^{I-1}$  alors  $D_{max}^I = \mu + 2.\sigma$
- sinon si  $\mu < 6.D_{max}^{I-1}$  alors  $D_{max}^I = \mu + \sigma$
- sinon  $D_{max}^I = \xi$ ,  $\xi$  étant le premier "creux" suivant  $\mu$  dans l'histogramme des distances.

**Estimation de la transformation 3D.** A cette étape, nous possédons un ensemble de  $n$  appariements  $(p_t^i, P_{t-1}^j)$ . Nous utilisons alors une procédure d'estimation d'une transformation 3D  $T$ , minimisant une erreur définie par la moyenne des distances euclidiennes entre les points appariés [HJL+89]:

$$\varepsilon = \frac{1}{n} \cdot \sum_n \|P_{t-1}^j - T.p_t^i\| \quad (1)$$

Cette procédure fournit directement la transformation  $T$ , ainsi que l'erreur  $\varepsilon$  représentative de la qualité du recalage calculé.  $T$  est composé avec  $T_t^k$  pour fournir la nouvelle estimée  $T_t^{k+1}$  de la transformation permettant de superposer le modèle local sur le modèle global; si  $\varepsilon$  est inférieur à un seuil donné, le recalage est considéré comme correct.

**Résultats expérimentaux.** Afin de valider notre méthode de recalage dans un contexte difficile, nous l'avons appliquée aux images de grande dimension acquises sur l'église. Nous appliquons la méthode sur tous les points de contours ou tous les sommets de maillage extraits depuis ces images panoramiques. Sur la figure 13, nous montrons la superposition de trois modèles de type maillage triangulaire, recalés par la méthode ICP fondée sur les sommets des maillages. Sur la figure 14, nous montrons de même la superposition de deux modèles de type contours 3D, recalés par la méthode ICP fondée sur les points de contours 3D.

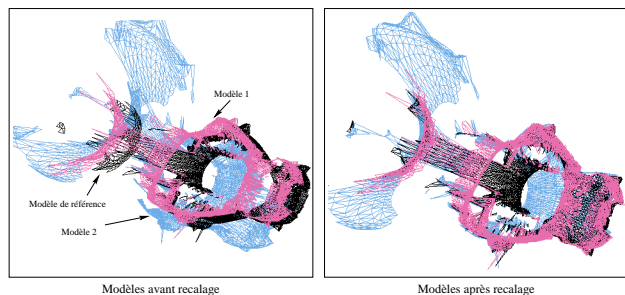


FIG. 13 – Recalage entre trois maillages

## 4.2 Comparaison des méthodes de recalage

Nous avons donc deux méthodes pour sélectionner des points de contrôle sur lesquels l'algorithme ICP peut être appliqué. Nous souhaitons savoir avec quelle méthode nous pouvons atteindre le meilleur recalage. Nous avons donc comparé ces deux méthodes sur différents ensembles d'images.

**Comparaison sur des images complexes.** Tout d'abord, à partir des images acquises dans l'église, nous avons comparé les résultats de manière numérique, en exécutant la méthode ICP sur les deux mêmes images, en choisissant la même transformation initiale.

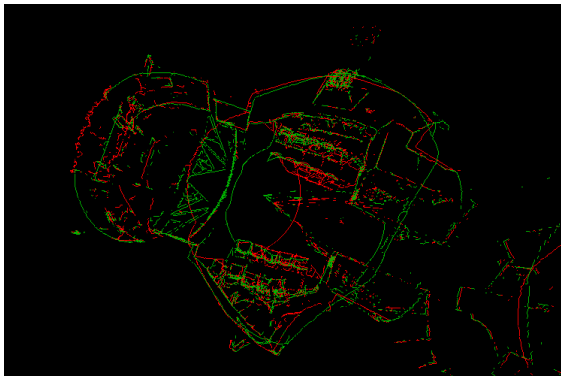


FIG. 14 – Recalage entre deux ensembles de contours 3D

Notons que le seuil de distance pour l'appariement des points, étant adapté en fonction des images à traiter, ce n'est pas le même seuil qui est appliqué. Dans la table 1, nous appliquons notre méthode ICP, d'abord à partir des sommets des maillages triangulaires, puis à partir des points de discontinuité.

Le recalage à partir des contours 3D permet donc d'obtenir deux nuages de points plus proches que le recalage sur les sommets du maillage. Nous avons essayé d'imposer le même seuil d'appariement dans les deux cas, mais le résultat est similaire: distance moyenne entre points appariés plus faible dans le cas des points de contours 3D que dans le cas des sommets du maillage.

N'ayant pas la vérité terrain (le vrai déplacement du capteur entre les deux prises de vue), nous proposons une évaluation croisée des deux méthodes; nous appliquons aux sommets issus de l'image 2 avec la transformation calculée par la méthode ICP appliquée sur les points de contour (1er ligne du tableau 2); puis nous comparons le nuage de points ainsi obtenu, avec les sommets issus de l'image 1. Nous apparions les points au plus proche (30.31% d'appariements), et nous calculons l'erreur moyenne entre les deux nuages de points. Cette erreur est plus faible que l'erreur trouvée par la méthode ICP appliquée à ces mêmes sommets; le gain est de 0.0048m, soit 10.5%.

Dans la deuxième ligne du tableau 2, nous réalisons la même opération sur les points de contours 3D: nous appliquons aux points de contours extraits de l'image 2, la transformation calculée par la méthode ICP appliquée sur les sommets du maillage, et nous comparons ce nuage de points aux points de contours issus de l'image 1. L'erreur en ce cas est plus forte que l'erreur trouvée par la méthode ICP appliquée à ces points de contours; la perte est de 0.0087m, soit -50.6%.

**Comparaison sur des données calibrées.** Cette évaluation exploite des données calibrées, disponibles sur le site *Web Stamford 3D scanning Repository* [sr]: le mouvement du capteur lors des différentes acqui-

sitions est connu avec précision. Nous exploitons trois séquences acquises sur les objets *Bunny*, *Dragon* et *HappyBuddha* (figures 15 et 16).

Nous avons tout d'abord évalué notre méthode de recalage incrémental en exploitant les points de discontinuité. Voir les résultats complets dans [SSD01] où nous présentons le recalage incrémental de 4 images de l'objet *Bunny*. A droite de la figure 15, nous montrons le résultat final du recalage entre quatre images  $bunny_i$ ,  $i$  de 1 à 4.

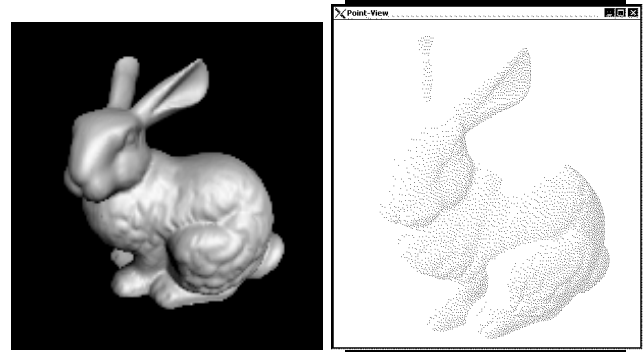


FIG. 15 – Image de Bunny et fusion de 4 nuages de points

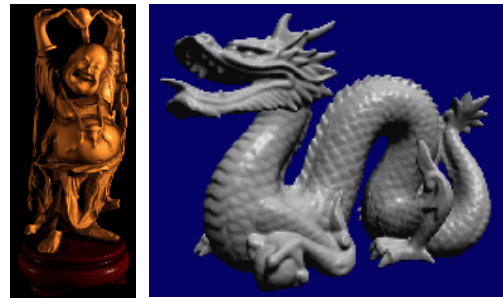


FIG. 16 – Images de HappyBuddha et de Dragon

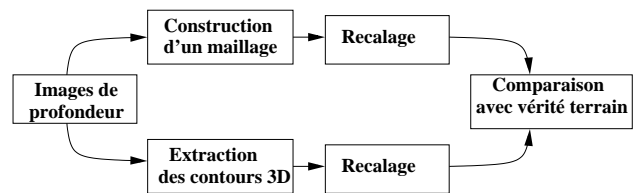


FIG. 17 – Principe de la comparaison des méthodes

Nous avons ensuite appliqué le processus de comparaison présenté en figure 17, sur des séquences d'images pour lesquelles nous connaissons la vérité terrain. Ce processus a été appliqué sur trois séquences: séquence *Bunny* (12 images différentes), séquence *Happy Buddha* (6 images) et séquence *Dragon* (6 images).

Pour éviter toute corrélation, les sommets des maillages sont obtenus par une méthode de décimation n'exploit-



Méthode	Nb.Points Final	Seuil Distance	%appariements	Iterations	Erreur
maillage	5522	0.0677	36.44	143	0.0457
contours	15928	0.026	15.68	84	0.0172

TAB. 1 – Application de la méthode ICP depuis le maillage ou depuis les contours 3D

Méthode	Nb.Points Final	Seuil Distance	%appariements	Erreur	Erreur ICP	Gain/Perte	
maillage	5522	0.0606	30.21	0.0409	0.0457	+0.0048	
contours	15928	0.0407	29.09	84	0.0259	0.0172	- 0.0087

TAB. 2 – Comparaison croisée entre les deux recalages sur maillage et contours 3D

tant en aucune façon les points de discontinuités. Dans tous les cas, nous exploitons toujours le même nombre de points de contrôle, qu’il soit extrait par la construction d’un maillage ou par extraction de contours 3D:

- Sur chaque image de *Bunny*, nous avons extrait de 2000 à 1500 points de contrôle,
- Sur chaque image de *Dragon*, nous avons testé deux résolutions: environ 2500 points pour l’une, environ 1250 pour l’autre.
- deux résolutions aussi pour chaque image de *HappyBuddha*, le plus complexe des trois: environ 5000 points pour l’une, environ 3200 pour l’autre.

Nous essayons dans ce test d’évaluer les méthodes de recalage selon quatre critères: (1) le rapport qualité/prix, donc la comparaison entre le nombre d’itérations et l’erreur finale du recalage, pour un nombre de points de contrôle équivalent; (2) la robustesse vis-à-vis des conditions initiales, donc un test de convergence en initialisant la transformée  $T_t^0$  avec une transformation de plus en plus éloignée de la solution exacte; (3) la robustesse vis-à-vis du nombre de points de contrôle, donc la possibilité d’appliquer d’abord la méthode sur un nombre très limité de points (quelques centaines) pour rechercher la solution initiale, et enfin, (4) la robustesse vis-à-vis du taux de recouvrement entre les images à recaler.

Nous avons effectué sur ces images, 30 exécutions de ICP avec diverses configurations: résolutions identiques ou non entre images à recaler, taux de recouvrement entre images plus ou moins important, estimée initiale plus ou moins loin de la solution ... Dans tous les cas, nous appliquons les méthodes fondées respectivement sur les sommets du maillage (notée  $\mathcal{M}$ ), puis celle sur les points de contour (notée  $\mathcal{C}$ ).

Il est délicat de conclure de manière définitive, mais nous pouvons faire les commentaires suivants:

- l’extraction des points de discontinuités est beaucoup plus rapide que la construction d’un maillage (environ 100 fois plus rapide). Il est donc peu coûteux d’extraire les discontinuités les plus saillantes pour initialiser le recalage.
- les sommets de triangle, même si ce sont toujours des points de mesure, peuvent se trouver à l’intérieur d’une région uniforme: ceci explique en

grande partie que la méthode  $\mathcal{C}$  donne de meilleur résultat que la méthode  $\mathcal{M}$  dans le cas de scènes présentant peu de relief.

- la méthode  $\mathcal{M}$  converge plus vite: pour avoir des résultats du même ordre de précision, la méthode  $\mathcal{C}$  nécessite environ 20% d’itérations supplémentaires.
- il est possible de simplifier à l’extrême un maillage (par un algorithme de décimation), afin d’obtenir un recalage approché qui, si besoin est, peut servir de solution initiale pour un recalage plus fin. Cela est possible, car la méthode  $\mathcal{M}$  semble plus robuste que la méthode  $\mathcal{C}$  vis-à-vis du nombre de points (elle donne de meilleurs résultats s’il y a peu de points de contrôle).
- enfin, concernant la robustesse vis-à-vis de la solution initiale (distance entre estimée initiale donnée à ICP et la solution exacte de la transformation recherchée), la méthode  $\mathcal{M}$  est également meilleure: elle converge dans tous les cas, alors que la méthode  $\mathcal{C}$  ne converge pas dans 7 cas sur les 30 tests (essentiellement sur l’image *HappyBuddha*). les cas

Concernant ce dernier point, nous avons réalisé une analyse exhaustive de toutes les estimées initiales possibles pour la rotation (concernant la translation, l’estimée initiale peut être quelconque, ICP converge toujours): par une discrétisation des trois angles d’Euler tous les 36 deg, nous obtenons 1000 rotations possibles que nous fournissons successivement à ICP comme estimée initiale de la rotation. Cette analyse montre (1) que les zones de convergence autour des rotations exactes sont approximativement similaires que ICP exploite les points de discontinuité ou les sommets d’un maillage et (2) que la taille de cette zone de convergence dépend des images de test, mais environ, dans 30% des cas, ICP converge, sachant que les 300 estimées initiales qui mènent à cette convergence ne forment pas forcément une région connexe dans l’espace des angles d’Euler.

## 5 Conclusion

Nous avons présenté des méthodes utiles (1) pour extraire des contours 3D depuis une image de profon-

deur,(2) générer une représentation de type maillage triangulaire, en exploitant ces contours afin d'appuyer le maillage sur les arêtes de la scène et (3) recalculer deux images à partir des points de contours 3D ou des sommets du maillage.

Le recalage est à notre sens un problème assez bien résolu par des techniques de type ICP, bien que ces méthodes soient très sensibles au choix de la solution initiale. Néanmoins, le problème majeur de la modélisation 3D reste la génération d'une représentation cohérente à partir de plusieurs vues: (1) comment fusionner des maillages de manière robuste? (2) comment segmenter automatiquement les données pour extraire des primitives surfaciques?

## Références

- [BDS00] J. Bozier, M. Devy, and A. Sappa. A geometrical approach for the incremental modeling of free form surface by triangular meshes. In *Int. Symp. on Intelligent Robotic Systems (SIRS'2000), Reading (UK)*, July 2000.
- [Boz00] J. Bozier. *Construction incrémentale de modèles géométriques d'objets dans un contexte robotique*. PhD thesis, Thèse Université Paul Sabatier, Toulouse, Rapport LAAS n.00086, March 2000.
- [C<sup>+</sup>97] A. Ciampalini et al. Multiresolution decimation based on global error. *The Visual Computer*, 13(5), June 1997.
- [CBA93] Laurent Cohen, Eric Bardinet, and Nicolas Ayache. Surface reconstruction using active contour models. rapint 1824, Institut National de Recherche en Informatique Appliquée (INRIA), 1993.
- [Che92] Xin Chen. *Modélisation géométrique par vision artificielle*. PhD thesis, Thèse de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunication, Paris, 1992.
- [FP88] Leila De Floriani and Enrico Puppo. Constrained delaunay triangulation for multiresolution surface description. *International Conference on Pattern Recognition*, 1:p 566–569, November 1988.
- [Ha96] A. Hoover and al. An experimental comparison of range image segmentation algorithms. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(7):673–689, July 1996.
- [HC98] Martial Hebert and Owen Carmichael. Unconstrained registration of large 3d points sets for complex model building. In *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'98)*, pages p 360–367, October 1998.
- [HJL<sup>+</sup>89] R. Haralick, H. Joo, C. Lee, X. Zhuang, V. Vaidya, and M.B. Kim. Pose Estimation from Corresponding Point Data. In *Machine Vision for Inspection and Measurement*, 1989.
- [Hop94] Hugues Hoppe. *Surface Reconstruction from Unorganized Points*. PhD thesis, University of Washington, 1994.
- [JB94] X. Jiang and H. Bunke. Fast segmentation of range images into planar regions by scan line grouping. *Machine Vision and Applications*, 7(2):115–122, 1994.
- [JB98] X. Jiang and H. Bunke. Range image segmentation: Adaptive grouping of edges into regions. In *Computer Vision-ACCV'98 (R. Chin and T. Pong,Eds.)*, Springer-Verlag, Berlin/New York, pages 299–306, 1998.
- [JB99] X. Jiang and H. Bunke. Edge detection in range images based on scan line approximation. *Computer Vision and Image Understanding*, 73(2):183–199,, February 1999.
- [MC91] Gérard Medioni and Yang Chen. Object modeling by registration of multiple range images. In *IEEE Conference on Robotics and Automation, Sacramento, (USA)*, April 1991.
- [MEN] MENSİ. <http://www.mensi.com/>. Site web de la compagnie française mensi.
- [OPBS99] A. Direne O. Pereira Bellon and L. Silva. Edge detection to guide range image segmentation by clustering techniques. In *IEEE Int. Conf. on Image Processing, Kobe, Japan*, October 1999.
- [Ros90] K. Rosen. Discrete mathematics and its applications. *McGraw-Hill, Inc., New York, second edition*, 1990.
- [SD01] A. Sappa and M. Devy. Fast range image segmentation by an edge detection strategy. In *Proc. Third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, Quebec (Canada)*, May 2001.
- [Seq97] Vitor Sequeira. Active range sensing for three-dimensional environment reconstruction. Technical note n. i.97.26, JOINT RESEARCH CENTRE, Institute for Systems, Informatics and Safety, 21020 Ispra (VA) Italy, February 1997.
- [sr] Stanford 3D scanning repository. <http://graphics.stanford.edu/data/3dscanrep>. Site web des images 3d de stanford university.
- [SSD01] A. Sappa, A. Restrepo Specht, and M. Devy. Range image registration by using an edge-based representation. In *Proc. 9th Int.Symposium on Intelligent Robotic Systems (SIRS'2001), Toulouse (France)*, July 2001.
- [TL94] Greg Turk and Mark Levoy. Zippered polygon meshes from range images. In *Proc. of SIGGRAPH'94*, pages p 311–318, 1994.
- [ZF] ZF. <http://www.zofre.de>. Site web de la compagnie allemande zoeller&frohlich.
- [Zha94] Zhengyou Zhang. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. *International Journal of Computer Vision*, 13(2):p 119–149, February 1994.