HAL
open science

Variantes de l'Algorithme ICP pour le Recalage de Données 3D Couleur

Lounis Douadi, Marie-José Aldon, André Crosnier

To cite this version:

Lounis Douadi, Marie-José Aldon, André Crosnier. Variantes de l'Algorithme ICP pour le Recalage de Données 3D Couleur. 05033, 2005, 9 p. lirmm-00106684

HAL Id: lirmm-00106684

https://hal-lirmm.ccsd.cnrs.fr/lirmm-00106684

Submitted on 16 Oct 2006

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.

Variantes de l'algorithme ICP pour le Recalage de Données 3D/Couleur

LOUNIS DOUADI

Directeur : Marie-José Aldon, Codirecteur : André Crosnier

LIRMM
161 rue Adda, 34392 Montpellier Cedex 5, France
douadi@lirmm.fr
HTTP://WWW.LIRMM.FR

Résumé— **L'algorithme ICP est l'un des algorithmes les plus populaires pour résoudre un problème très important en vision par ordinateur : le recalage de données 3-D. Dans ce papier nous allons nous intéresser au recalage de données 3-D/Couleur. Il s'agit , dans notre cas, de recaler deux ensembles de points 3-D/Couleur se recouvrant partiellement. Plusieurs variantes de cet algorithme ont été proposées auparavant, pour le recalage de données 3-D. Nous en avons adapté quelques unes à notre problème, et nous avons, naturellement, proposé nos propres améliorations de l'algorithme ICP. Ces dernières ont été évaluées, dans le cadre d'une étude comparative avec les autres variantes.**

***Mots clés*— recalage 3-D/couleur, Mise en correspondance, points 3-D, données couleur, ICP, estimation du déplacement, matrice de transformation, recouvrement.**

I INTRODUCTION

En vision par ordinateur, le recalage de données 3-D demeure l'un des problèmes les plus intéressants à résoudre. Certes, il existe un grand nombre de solutions pour ce problème, mais les progrès que connaissent l'informatique et les techniques d'acquisition de données (géométriques ou photométrique ou les deux à la fois), permettent de proposer d'autres méthodes de recalage plus performantes. Les domaines d'application du recalage 3-D sont nombreux. En effet, cette technique de la vision est aussi bien utilisée en robotique (robots mobiles, asservissement visuel), qu'en imagerie médicale 3-D, imagerie satellite, en archéologie, ou alors, en urbanisme.

La reconstruction de modèles 3-D nécessite l'acquisition de plusieurs vues de l'objet à numériser. Ceci est du au fait qu'on ne puisse pas acquérir toutes les faces de cet objet avec une seule acquisition. Il nous faut, donc, effectuer plusieurs acquisitions sur cet objet correspondant à des points de vue différents. Il en résulte des images 3-D qui doivent être transformées dans le même système de coordonnées. Ces acquisitions doivent, cependant, être faites de façon à ce que les images à recaler se recouvrent partiellement. Le recalage est souvent considéré comme un problème d'optimisation, dont la fonction coût est basée sur les distances entre les différentes images transformées dans un repère commun. Plusieurs méthodes de recalage ont été proposées dans la littérature de vision par ordinateur. Ces méthodes différent par leurs critère de distance utilisés ou par la technique d'optimisation utilisée [1].

Les méthodes de recalage procèdent, généralement, en deux étapes principales: la mise en correspondance des données à recaler et l'estimation de la matrice de transformation rigide (rotation et translation) sensée transformer toutes les données dans un même repère.

Dans ce qui suit, nous nous intéressons à l'une des techniques les plus utilisées pour résoudre le problème du recalage 3-D : l'algorithme ICP (*iterative closest point*) [2]. Il s'agit, dans notre cas, d'adapter cet algorithme et des variantes de celui-ci, pour recaler deux ensembles de données 3-D/couleur. Nous proposons, par ailleurs, nos propres variantes de ICP dans le but d'améliorer les performances de l'algorithme classique.

Comme cité précédemment, les données à recaler, dans notre cas, sont des données 3-D/couleur. Ceci est un point très important de notre travail. Ce type de données peut être obtenu avec deux techniques différentes. La première consiste à acquérir les deux types de données (géométriques et photométriques) de manière simultanée. Dans ce cas, le capteur utilisé permet d'acquérir, en même temps, aussi bien la forme que la texture de l'objet à numériser. Les capteurs de ce type sont rares et coûteux, nous pouvons en citer le capteur du CNRC [18] dont l'acquisition des données 3-D et couleur se fait de manière synchronisée. La deuxième approche de mesure consiste à acquérir les données géométriques séparément des données photométriques. La texture (couleur) peut être acquise par une simple caméra CCD et la forme par un capteur 3-D classique (télémètre Laser). L'inconvénient de cette approche réside dans le fait que les données 3-D ne sont pas mises en correspondance avec les données couleur de façon automatique puisqu'elles sont acquises par deux capteurs différents et, par conséquent, à partir de points de vue différents. Ceci engendre un nouveau problème qui concerne le recalage (la fusion) des données photométriques avec les données géométriques pour former une image 3-D/couleur. Ce problème s'ajoute, ainsi au problème principal : le recalage des différentes prises de vue (deux dans notre cas). Ceci dit, dans ce qui suit, nous n'allons pas nous intéresser à ce problème d'acquisition, ceci nous éloignerait du but principal de ce papier. En effet, cette question sera évitée puisque nous utiliserons des données 3-D/couleur fournies par le capteur MINOLTA (Vivid 700) de la OSU (Ohio State University) [17] pour notre étude.

II ALGORITHME ICP : BREF ETAT DE L'ART

L'algorithme ICP [2] est une méthode dite "itérative" de recalage 3-D. Cet algorithme consiste à calculer, de façon itérative, la matrice de transformation recalant le mieux deux (ou plusieurs) ensembles de données 3D (points 3D, courbes ou surfaces). Une connaissance approximative de cette matrice est, par ailleurs, nécessaire, pour son initialisation. Le principe, simple, de cet algorithme est d'itérer les deux étapes du recalage : la mise en correspondance des données et l'estimation de la transformation de repères entre les images à recaler. Au bout de chaque itération l'algorithme fournit une liste de points appariés et une estimation de la transformation de repère entre les images à recaler. Cette transformation est utilisée, pour l'itération suivante pour la mise à jour la liste des points appariés. Ces derniers serviront, à leur tour, pour calculer une nouvelle estimation de la transformation. Ces étapes sont répétées jusqu'à convergence de l'algorithme. Celui ci converge lorsque l'erreur résiduelle de distance entre les points appariés est inférieure à un certain seuil.

Il existe plusieurs variantes de cet algorithme. En effet, de nombreuses améliorations ont été apportées pour chaque étape de celui ci. Rusinkiewitcz & Levoy [12] proposent une étude comparative de plusieurs variantes de ICP. Ces dernières concernent des améliorations apportées à chaque étape de cet algorithme. A partir de cette étude, les auteurs ont pu proposer une variante optimisée de ICP dans le but d'améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme.

Les variantes de ICP différent au niveau des points suivant :

1. la sélection des points à apparier (échantillonnage des données, sélection des point de contrôle)
2. la technique d'appariement utilisée
3. la pondération des paires de points appariés
4. le rejet des mauvais appariements
5. le type de critère à minimiser et l'algorithme de minimisation utilisés pour l'estimation de la transformation.

II.1 PRESELECTION DES POINTS

La façon dont sont sélectionnés les points en entrée de ICP peut avoir un impact sur la convergence de celui ci. Est il préférable de traiter toutes les données disponibles ou faut il les échantillonner ? Il existe plusieurs approches pour sélectionner ces points. Masuda et al [10] utilisent un échantillonnage aléatoire pour améliorer la robustesse de l'algorithme aux faux appariements. Seung-Hwan Kim et al [8] proposent une version de ICP utilisant un sous échantillonnage des points suivant la direction radiale à partir du centre de gravité de l'ensemble de points à échantillonner. Les auteurs montrent que leur algorithme est aussi efficace que ICP classique (sans échantillonnage), et a l'avantage d'être considérablement plus rapide. Rusinkiewitcz & Levoy [12] montrent, à travers plusieurs approches étudiées, qu'il est plus intéressant d'échantillonner ces points selon l'orientation de leurs normales, au lieu d'effectuer un tirage aléatoire sur l'ensemble des données. Il est préférable de trier, d'abord, et regrouper dans des ensembles différents ces points en fonction de l'orientation de leurs normales. Ensuite, un échantillonnage uniforme est effectué sur chaque ensemble.

II.2 TECHNIQUE D'APPARIEMENT

La convergence de ICP dépend beaucoup de la qualité des appariements utilisés. En effet, La présence de faux appariements, dans le meilleur des cas, ralentit la convergence de l'algorithme et peut, au pire des cas, causer sa divergence. Une méthode de mise en correspondance robuste est, donc, indispensable. La distance géométrique euclidienne "classique" n'est, peut être, alors, plus suffisante pour établir des appariements relativement corrects et nécessaires à la convergence de ICP. Ainsi, d'autres critères qu'une simple distance euclidienne (ou en plus de celle ci) peuvent être utilisés. Les données photométriques constituent une information supplémentaire intéressante pour améliorer la qualité des appariements. Il est possible de les intégrer en utilisant une distance mixte comportant un terme de distance couleur et un terme de distance euclidienne [6], au lieu de la distance classique. Il est aussi possible d'utiliser la couleur en introduisant la notion des plus proches points compatibles [7]. Dans ce cas, les points sont classés une première fois selon leurs distances couleur qui ne doit pas dépasser un certain seuil, ensuite parmi ces points qu'on appelle *compatibles* calculer les points les plus proches en utilisant une distance géométrique. Lorsque les données couleur ne sont pas disponibles, il est possible d'utiliser des caractéristiques géométriques telles que les normales des surfaces [4] Pulli [11] A.N Stein [14], les courbes, les moments des courbes G.C Sharp *et al* [13].

II.3 PONDERATION DES PAIRES DE POINTS APPARIES

La pondération des couples de points appariés a pour objectif de renforcer l'apport des appariements supposés être corrects et atténuer l'effet des faux appariements. On peut considérer deux types de pondérations possibles [7]. Une pondération binaire où le poids affecté vaut un lorsque l'appariement est considéré correct sinon ce poids prend la valeur nulle. Ceci revient à rejeter les appariements considérés être faux. Le second type de pondération revient à ne pas considérer les appariements comme étant soit exclusivement "correct" ou exclusivement "faux", mais à considérer, également, les couples de points dont la qualité de l'appariement se situe entre les deux catégories. Luck et al [9] utilisent une version de l'algorithme ICP avec une pondération des paires de points appariés basée sur la médiane des carrés des distances entre ces points.

II.4 REJET DES MAUVAIS APPARIEMENTS

Il est très important de rejeter les appariements supposés faux. Ceux ci induisent en erreur les estimateurs par moindres carrés. La difficulté réside dans la définition même d'un "mauvais appariement". Sur quel critère se baser pour décider qu'un appariement est faux ?. La façon la plus basique d'éliminer ces points, est d'utiliser un seuil de distance géométrique ou mixte (comportant un terme photométrique) fixe. Ce seuil serait difficile à fixer dans le cas de ICP, étant donnée que d'une itération à l'autre la distance moyenne entre les points appariés est sensée décroître. Il est possible d'utiliser

un seuil adaptatif statistique [16]. Ce seuil s'adapterait en fonction des caractéristiques statistiques (moyenne, écart-type et médiane) des distances entre les points appariés. Pulli [11] applique plusieurs contraintes pour éliminer les mauvais appariements. La première impose que les points mis en correspondance soient compatibles. Cette compatibilité est liée aux normales de ces points (la différence de l'orientation des normales de deux points appariés ne doit pas dépasser 45 degrés). En plus de cette contrainte, les points se trouvant sur les bords des deux surfaces à recaler ne sont pas appariés. Les deux dernières contraintes consistent à appliquer deux seuils différents. Le premier (dynamique) a pour principe d'éliminer un certain pourcentage de points appariés ayant passé les deux premier tests. Le second seuil est ensuite appliqué pour éliminer les paires de points dont les distances sont relativement grandes. Ce seuil est de l'ordre de la résolution du capteur 3D. Masuda et al [10] classent les points à apparier en quatre catégories: occlus, non appariés, aberrants et corrects. Les points occlus sont des points qui ne sont pas visibles lors d'une acquisition, cachés par d'autres parties de l'objet. Les points d'une image non appariés sont des points qui ne peuvent avoir de correspondants dans l'autre. Les points aberrants concernent les paires de points appariés dont la distance dépasse un certain seuil. Les points corrects sont donc les points qui n'appartiennent à aucune des trois catégories citées ci dessus.

II.5 CRITERE A MINIMISER ET ALGORITHME DE MINIMISATION

Le calcul de la meilleure transformation revient à minimiser un critère de distance. Le critère le plus simple est la somme des erreurs de distance quadratiques entre les paires de points appariés. Cette erreur est une fonction de la matrice de rotation R et du vecteur des translations t (qui constituent la matrice de transformation). Dans ce cas il existe plusieurs approches pour l'estimation de la transformation rigide telles que la décomposition en valeurs singulières (SVD) [1], l'utilisation des quaternions unitaires [5], ou des quaternions duaux [15].

Luck et al [9] proposent une méthode hybride de recalage basée sur ICP et le recuit simulé. Ce dernier est utilisé, ici, pour pallier le problème des minimums locaux dont souffre ICP. Le recuit simulé fourni à ICP une "bonne" transformation initiale, lorsque celui ci est pris dans un minimum local. Chen et al [4] utilisent un critère de distance différent de celui utilisé par Besl et al [2]. Celui ci se base sur la somme des carrés des distances entre les points d'une image et le plan (la surface) contenant les points de l'autre [4]. Ce critère s'avère plus intéressant que la distance euclidienne classique (distance entre deux points).

Le lecteur peut, aussi se référer à [7] concernant les différentes variantes de ICP. les différentes étapes de l'algorithme sont étudiées, ainsi que leur effet sur la convergence de celui ci. L'auteur propose aussi deux nouvelles amélioration pour l'accélération de ICP.

CONCLUSION DE L'ETAT DE L'ART

L'état de l'art nous a permis de présenter l'algorithme ICP et d'avoir un aperçu de plusieurs variantes de celui ci, à travers différentes améliorations apportées au niveau de chaque étape de cet algorithme. Nous nous intéressons au recalage de deux nuages de points 3-D/couleur se recouvrant partiellement. Nous avons vu précédemment qu'il était possible d'intégrer l'information couleur pour améliorer la qualité des appariements. Nous allons, en effet, nous inspirer des travaux menés dans ce sens, pour adapter une variante de ICP pour la résolution de notre problème. Il est aussi intéressant de voir l'effet d'un seuillage adaptatif statistique dans la phase d'appariement de l'algorithme.

III POSITIONNEMENT DU PROBLEME

L'objectif de ce travail est de recaler deux ensembles de données 3-D/couleur D1 et D2. Ces ensembles doivent se recouvrir partiellement. Les deux images sont, donc, acquises à deux position voisines (d'un capteur en mouvement, ou de l'objet à numériser si la position du capteur est fixe). D1 et D2 sont liés par la transformation T (composée d'une matrice de rotations, R, et d'un vecteur de translations, t) entre les repères des deux ensembles. Le but est de retrouver la matrice T qui recale le mieux les deux ensembles D1 et D2 en minimisant l'écart : [D1,D2'] (tel que :D2' = R.D2 + t). Pour cela, nous adapterons ICP (en proposant des améliorations sur les variantes existantes) pour pouvoir intégrer la couleur et voir son effet sur le recalage.

Dans ce qui suit, nous présenterons les différentes méthodes utilisées et évaluées dans une étude comparative.

IV METHODES EVALUEES

L'étude comparative concernera des variantes de ICP adaptées à notre problème avec des améliorations que nous avons apportées au niveau de l'intégration de la couleur dans la phase d'appariement, et au niveau du rejet des mauvais appariements. Il s'agit de comparer les performances des algorithmes suivants pour le recalage de deux images 3-D/couleur fournis par le capteur MINOLTA de l'OSU (Ohio State University) [17] :

1- ICP (l'algorithme classique)
2- ICP_GSA (G: distance Géométrique, SA: Seuil Adaptatif)
3- ICP_MSA (M: distance Mixte, SA: Seuil Adaptatif)
4- ICP_GSC (G: distance Géométrique, SC: Seuil Couleur)

Le choix des données 3-D/couleur à utiliser pour notre étude est important. Nous avons, dans le cadre d'autres travaux, utilisé des données synthétiques générées par ordinateur. Nous étions alors confronté au problèmes liés à la forme à générer. Celle ci ne devait pas présenter de symétrie, cas particulier, qui pénalise l'algorithme ICP. Ce problème peut, bien sur, être résolu avec des formes 3-D aléatoires, qui peuvent, par exemple, être générées à l'aide de fractales 3-D (génération de terrains 3-D, fractales de Mandelbrot). Les données de l'OSU ont été choisies pour se rapprocher du cas réel.

Pour notre étude nous utilisons une partie (2000 points) d'une image 3-D/couleur notée Image1. Celle ci subit un déplacement

simulé Ts (défini plus loin) qui nous permet d'obtenir la deuxième image à recaler: Image2 (figure.1). Dans ce cas, aucun bruit de mesure n'est ajouté à la deuxième image.

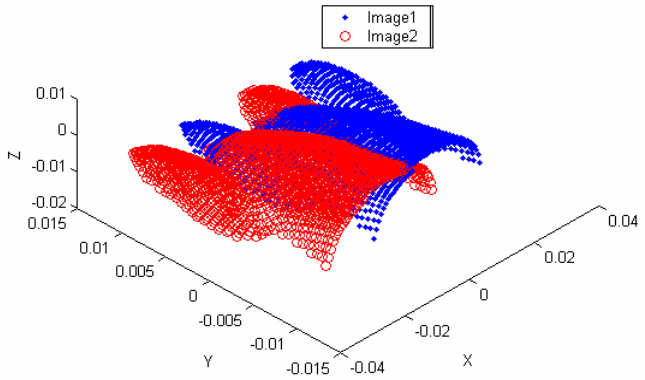

figure.1 – les deux images à recaler Image1 et Image2

Le déplacement simulé Ts est défini par une translation suivant l'axe X : tx = 15 mm. Ceci pour une étendue des données en X de 45 mm. Le recouvrement entre les deux images, dans ce cas, est de l'ordre de 40 %. La transformation fournie aux algorithmes à évaluer Ti est obtenue en biaisant Ts avec un biais sur les translations égal à 5 mm (soit 1/3 du déplacement, ceci est important), et un biais sur les rotations égal à 5°.

IV.1 ALGORITHME ICP

De façon générale l'algorithme ICP peut être formulé comme suit:

Nous disposons de deux ensembles de points 3D/couleurs D1 et D2 et d'une connaissance approximative de la transformation de repères, Ti, entre ces deux ensembles.

initialisation: k = 1; Tk = Ti; *convergence = 0 ;*
WHILE (k<Kmax ou convergence = = 0)

1. *Calculer pour chaque points de l'ensemble D2' (D2' = Tk.D2) le point le plus proche dans l'ensemble D1 (ou l'inverse) pour lequel la distance d(p1,p2) = ||D1-D2'|| est minimale, il en résulte la liste de points appariés [CP1,CP2],*
2. *Calculer l'estimation* $\hat{T}$ *avec un estimateur par moindres carrés (utilisation des quaternions ayant pour entrée CP1, CP2 et Tk et minimisant l'erreur:* $\varepsilon = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left\|T * cp_2(i) - cp_1(i)\right\|^2$ *(1)*
3. *Metter à jour de :* $T_k = \hat{T}$, *k = k+1,*

si *condition de convergence satisfaite* $\Rightarrow$ *convergence = 1,*
END_While

L'algorithme converge (convergence = 1) lorsque l'erreur résiduelle de distance atteint un certain seuil (il peut être pris de l'ordre de la résolution géométrique du capteur).

Cet algorithme, basique, est sensible aux mauvais appariements. Il est nécessaire d'utiliser un seuillage qui puisse permettre de pallier ce problème. Nous avons opté pour un seuil adaptatif statistique. Celui ci, nous semble plus approprié qu'un seuil de distance fixe, du fait de la nature itérative de l'algorithme.

IV.2 ALGORITHME ICP_GSA

ICP_GSA signifie variante de ICP utilisant une distance euclidienne géométrique (G) pendant la phase d'appariement (recherche du point le plus proche) suivi d'un seuillage statistique adaptatif (SA) [16] pour le rejet des points aberrants. Il est noté Dmax et est défini comme suit :

if $\mu < D$

$D_{\max} = \mu + 3\sigma$ $\Leftrightarrow$ Le recalage est très bon (2)

elseif $\mu < 3D$

$D_{\max} = \mu + 2\sigma$ $\Leftrightarrow$ Le recalage est bon (3)

elseif $\mu < 6D$

$D_{\max} = \mu + \sigma$ $\Leftrightarrow$ Le recalage est assez bon (4)

else

$D_{\max} = \xi$ $\Leftrightarrow$ Le recalage est mauvais (5)

end

μ est la moyenne des distances entre points appariés
σ est l'écart type de ces distances
D est une constante prise de l'ordre de la résolution géométrique du capteur. Dans notre cas nous fixerons D = r / 5, r étant la résolution du capteur 3-D.

Tous les points appariés dont la distance euclidienne dépassant le seuil Dmax sont rejetés, seuls les autres sont considérés pour l'étape d'estimation de la transformation.

La figure.2 montre les erreurs résiduelles de distance, entre les points appariés, pour ICP et pour ICP_GSA, en fonction des itérations de l'algorithme. Dans le cas de ICP (classique), l'erreur décroît de manière monotone vers un minimum local et l'atteint au bout de 16 itérations. Par contre, nous pouvons remarquer une allure différente concernant le cas de ICP_GSA. En effet, celle ci augmente pendant les 4 premières itérations pour se stabiliser à une erreur résiduelle relativement importante pendant plus de 25 itérations, ensuite celle ci chute brusquement vers une valeur inférieure à celle de ICP au bout de plus de 40 itérations. Cette non monotonie constatée au démarrage de l'algorithme ICP_GSA est due au fait qu'à la première itération nous forçons le seuil Dmax à une valeur exagérée égale à 50.D. Ceci pour éviter de rejeter la totalité des points appariés à la première itération (les deux images étant, alors, relativement éloignées).

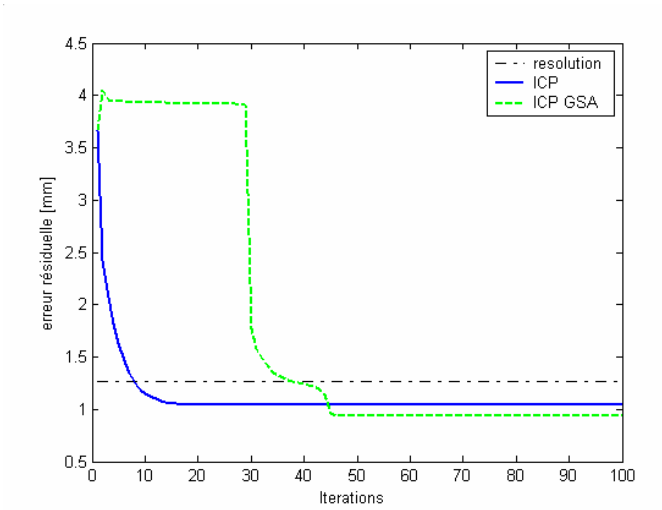

figure.2 évolution de l'erreur résiduelle de distance pour ICP et ICP_GSA

L'algorithme ICP_GSA nécessite la définition du paramètre D. Ce dernier reste un handicap lorsqu'on veut utiliser le seuil adaptatif. Il est, en effet, difficile à ajuster. Prendre une valeur trop grande induit, dans la plus part des cas un comportement imprévisible (non monotone). Si D est, par contre pris trop petit, l'algorithme a tendance à ne pas converger (le seuil adaptatif ne fonctionne plus correctement, Dmax prendra en permanence la valeur de la médiane : seuil trop sévère).

Il est, aussi, important de noter que l'erreur résiduelle dans les deux cas reste inférieure à la résolution du capteur. Ceci est du à l'absence des bruits de mesure additif sur la deuxième vue.

<u>Remarque</u> : Le lecteur peut remarquer la différence dans la valeur de la résolution entre la figure.2 et la figure.3(elle vaut le double sur la figure.2). Ceci est du au fait que pour certains essais les données ont été échantillonnées (prise en compte un point sur deux au lieu de tous les points de l'image d'origine), et ce, dans un souci de rapidité d'exécution. Ceci n'affecte, en aucun cas, les conclusions tirées des études comparatives.

IV.3 ALGORITHME ICP_MSA

ICP_MSA est une variante de ICP qui intègre l'information couleur en utilisant une distance mixte (M) pour la recherche du point le plus proche. Cette étape est suivie d'un seuillage adaptatif (SA) pour rejeter les faux appariements. La distance mixte utilisée comporte un terme géométrique et un terme photométrique :

$$dm = sqrt\,[\,(1-\alpha).(\,(x1-x2)^2+(y1-y2)^2+(z1z2)^2\,)\;\ldots \\ +\;\alpha\,.(\,(c11-c21)^2+(c21-c22)^2+(c31-c32)^2\,)\,]\,. \qquad (6)$$

où (x_i , y_i , z_i) les coordonnées du point de l'image i et (c_{1i}, c_{2i} , c_{3i}) sont les composantes couleur de ce point. Le coefficient α nous permet de moduler l'apport et l'influence de l'information couleur (ou géométrique) dans la phase d'appariement. Ce coefficient qui prend des valeurs comprises entre zéro et un indique la confiance donnée à l'information couleur par rapport à la géométrie de l'objet à numériser. Lorsque l'objet présente une forme peu significative (pas de reliefs, exp. cas d'un tableau) on donnera plus d'importance à la texture (couleur), α sera proche de un. Ce coefficient indique, aussi, la qualité des données vis à vis des bruits de mesure. Les données les moins entachées de bruit auront un poids plus élevé.

Les courbes de la figure.3 décrivent les erreurs résiduelles générées dans le cas de ICP_GSA et ICP_MSA. De la comparaison entre les deux courbes, nous pouvons conclure que ICP_MSA est plus performant que ICP_GSA. L'erreur générée par ICP_MSA (utilisant une distance mixte et un seuil adaptatif) est nettement inférieure à celle générée par ICP_GSA (utilisant une distance géométrique et un seuil adaptatif). L'information couleur améliore, dans ce cas, les performance de l'algorithme.

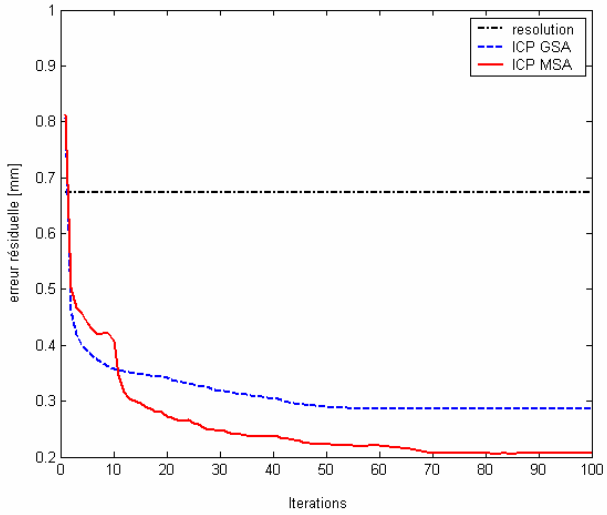

figure.3 évolution de l'erreur résiduelle de distance pour ICP_GSA et ICP_MSA

ICP_MSA nécessite, en plus de l'ajustage du paramètre D, la définition du coefficient α . Dans le cas de la figure.3 celui ci est pris égal à 0.5 car vu le type d'objet numérisé, nous accordons le même poids aux données couleur et aux données géométriques. Nous verrons, plus loin, que dans le cas général, il sera délicat de définir ce coefficient de façon pertinente.

Pour pallier la difficulté liée à la définition du paramètre D pour ICP_GSA et ICP_MSA, et du coefficient α pour ICP_MSA, nous proposons une autre variante de ICP qui intègre les données couleur par une autre approche que ICP_MSA. Cette variante sera notée ICP_GSC, son principe est décrit dans le paragraphe suivant.

IV.4 ALGORITHME ICP_GSC

ICP_GSC est une autre variante de ICP. Sa particularité est qu'elle utilise la couleur indépendamment de la géométrie. L'algorithme utilise, dans ce cas, un critère de distance géométrique (G) suivi d'une contrainte sur la couleur (un seuillage couleur : SC). Le seuil couleur est appliqué aux distances euclidiennes photométriques (RGB, ou dans un autre espace). Celui ci est fixé, dans notre cas, à la médiane de ces distances.

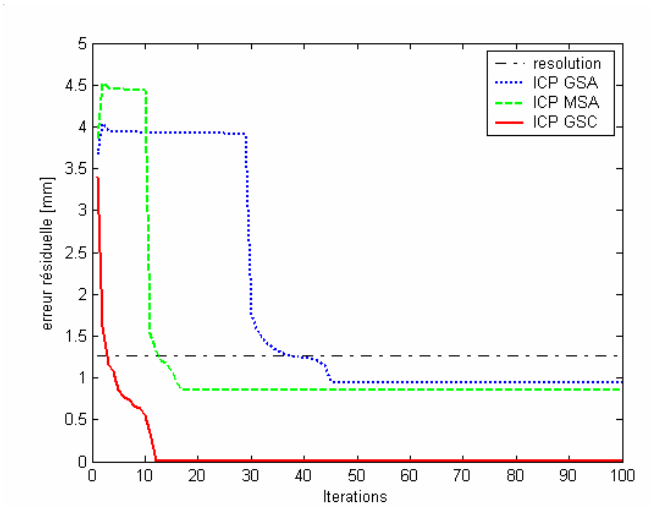

figure.4 évolution de l'erreur résiduelle de distance pour ICP_GSA, ICP_MSA ICP_GSC

Nous pouvons constater sur la figure.4 l'efficacité de la variante ICP_GSC. L'erreur atteint une valeur proche de zéro en moins de 15 itérations. Ceci confirme, donc que la couleur n'est pas exploitée correctement pour ICP_MSA (coefficient α mal réglé). On peut aussi considérer que les mauvais appariements ne sont pas rejetés de façon efficace par le seuil adaptatif dans ICP_GSA et ICP_MSA (influence du paramètre D).

Algorithmes / Erreurs	ICP_GSA	ICP_MSA	ICP_GSC
tx [mm]	1.7856e-005	1.163e-005	~0
ty [mm]	1.7382e-005	4.0619e-005	1.9516e-018
tz [mm]	7.1254e-005	6.6131e-005	1.3878e-017
rho [d°]	0.024365	0.21428	5.7645e-015
theta [d°]	0.065573	0.044336	1.7493e-014
phi [d°]	0.27072	0.23403	9.5417e-015
Itération de convergence	45	18	12

Tableau.1 erreurs de recalage des algorithmes évalués

Le tableau ci dessus (tableau.1) contient les erreurs de position et d'orientation calculées entre la transformation correcte Ts (connue en vérité terrain) et les transformations fournies par chaque algorithme à l'itération de stabilisation (l'itération pour laquelle ces erreurs et l'erreur résiduelle de distance se stabilisent). On peut remarquer des erreurs proches de zéro dans le cas de ICP_GSC. Les deux autres variantes (GSA et MSA) génèrent des erreurs du même ordre de grandeur, même si celles générées par ICP_MSA restent, globalement, légèrement inférieures à celles générées par ICP_GSA. Ceci dit, lorsqu'on compare le nombre d'itérations nécessaire pour atteindre ces minimums locaux, on constate qu'il a fallu 45 itérations pour ICP_GSA contre seulement 18 pour ICP_MSA. Par ailleurs, ICP_GSC ne nécessite que 12 itérations pour atteindre des erreurs nettement moins importantes. Cet algorithme reste, de loin, le plus performant des trois, en ce qui concerne : les erreurs de recalage, l'erreur résiduelle et le nombre d'itérations nécessaires pour la convergence.

V. INFLUENCE DU RECOUVREMENT DES DEUX IMAGES

Il s'agit d'évaluer les algorithmes proposés vis à vis de l'importance du recouvrement entre les deux images à recaler. Dans ce qui suit nous faisons varier le déplacement simulé Ts de manière à faire varier le recouvrement entre les deux images.

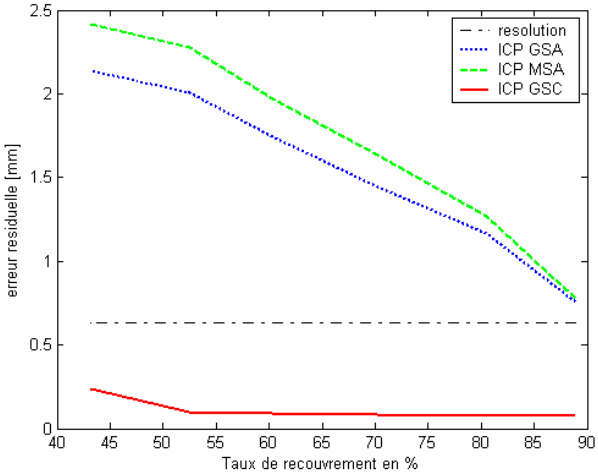

figure.5 évolution de l'erreur résiduelle de distance en fonction du recouvrement des deux images

ICP_GSC reste, jusqu'à un recouvrement de 55 %, insensible aux variations de celui ci. L'erreur augmente légèrement pour un recouvrement de 45 %. Quant aux deux autres variantes (ICP_MGA et ICP_MSA), les erreurs résiduelles varient plus. ICP_MSA est plus sensible à la qualité du recouvrement. Ceci dit, lorsque celui ci est très important (de l'ordre de 90 %) les performances des deux variantes sont, globalement, les mêmes.

V. VALIDATION SUR DONNEES REELLES

Dans ce qui suit, nous n'allons plus simuler de déplacement pour générer une nouvelle image considérée comme la seconde vue à recaler. Nous allons recaler deux images réelles acquises par le capteur MINOLTA de l'OSU [17]. Ces deux images sont acquises pour deux positions différentes d'un objet en rotation sur un plateau tournant (rotation de 20° autour de l'axe y). Il est, donc, évident que dans ce cas les algorithmes évalués seront confrontés aux bruits de mesures (géométrique et photométrique). Sur la figure.6 sont affichées l'images1, et l'image2 transformée dans le repère de la première, avec la transformation approximative fournie par l'OSU. Nous pouvons constater que cette approximation ne recale pas correctement les deux images. C'est la transformation utilisée pour initialiser les algorithmes évalués.

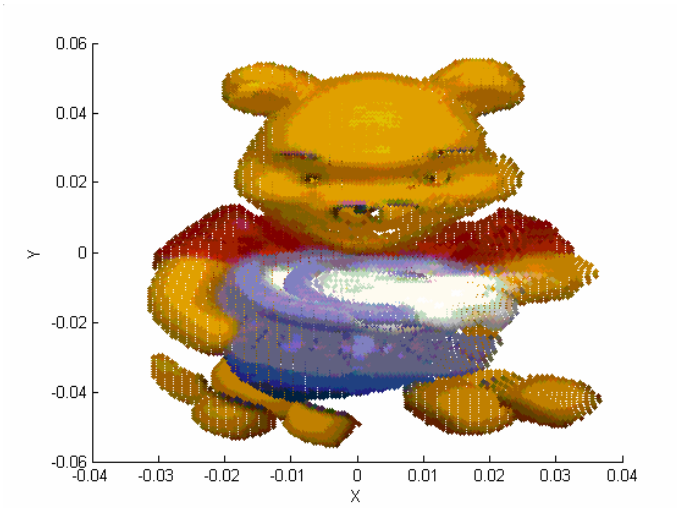

figure.6 les deux images réelles recalées par la transformation initiale

La figure.7 montre les erreurs résiduelles générées par les variantes évaluées dans les paragraphes précédents. Ces courbes ont été obtenues en recalant les 2000 premiers points de chaque image (balayage dans le plan XY suivant l'axe X) et qui correspondent, approximativement, suivant l'axe Y, au premier cinquième de chaque image (le haut de la tête de l'ourson), voir figure.1. Nous pouvons constater, dans ce cas que ICP_GSA donne les meilleures performances comparée aux autres variantes ICP_MSA (α = 0.5 dans l'équation.7) et ICP_GSC. Cette dernière génère, cependant, une erreur résiduelle du même ordre de grandeur que celle générée par ICP_GSA. Pour ces deux variantes l'erreur reste inférieure à la résolution du capteur. ICP_MSA est de loin le moins performants des trois algorithmes. Ces résultats sont justifiés par le fait que pour les portions des deux images recalées, l'information couleur n'est pas très significative. En effet cette partie de l'image n'est pas très riche en couleurs. Ce qui n'est pas le cas de la forme géométrique. Le coefficient α dans ICP_MSA n'a, donc pas été correctement choisi : il est pris égal à 0.5.

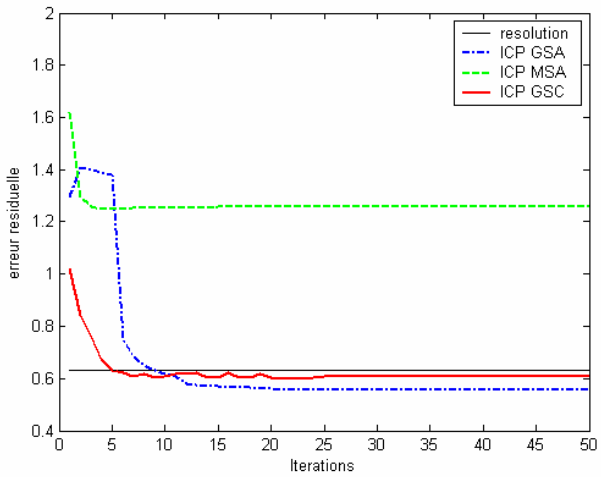

figure.7 erreurs résiduelles pour ICP_GSA, ICP_MSA et ICP_GSC

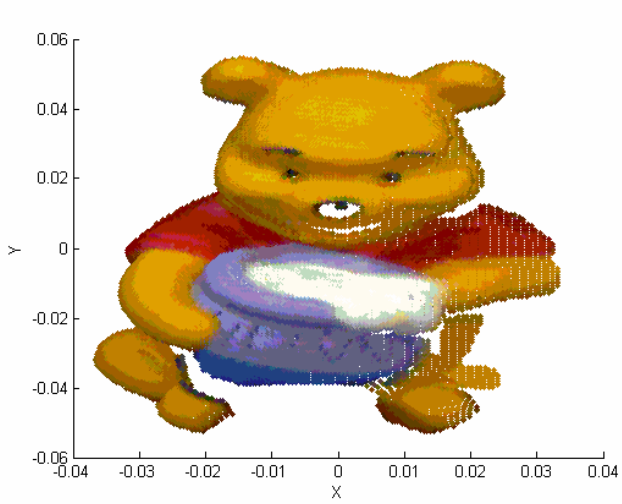

figure.8 les deux images réelles recalées par ICP_GSC

Sur la figure ci-dessus (figure.8) nous avons affiché le résultat du recalage avec ICP_GSC. On peut vérifier la qualité du recalage en comparant ces images avec celle de la figure.6.

Un deuxième recalage a été effectué sur deux autres parties des images réelles de la figure.6. Cette fois, nous recalons les parties des deux images où les couleurs sont plus significatives que le cas précédent (près du centre de chaque image). La figure.9 illustre les erreurs résiduelles des trois variantes utilisée. Dans ce cas, les courbes des erreurs des deux variantes ICP_GSA et ICP_MSA ont une forme similaire. L'erreur résiduelle pour ces deux variantes ne décroît pas de façon monotone mais augmente et se stabilise à une valeur relativement importante (supérieur à 3.r, r: étant la résolution). Ceci est du à un mauvais choix du paramètre D dans le calcul du seuil adaptatif, celui ci pourrait être trop petit. ICP_GSC est le plus performant des trois algorithmes. L'erreur résiduelle, pour cette variante, décroît de façon monotone vers un minimum local de l'ordre du double de la résolution.

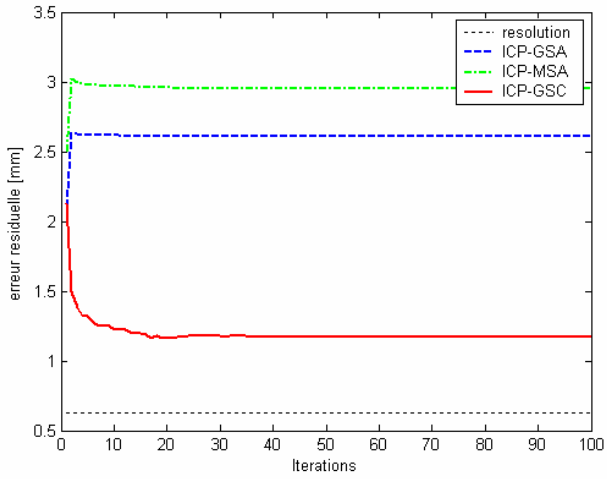

figure.9 erreurs résiduelles pour ICP_GSA, ICP_MSA et ICP_GSC

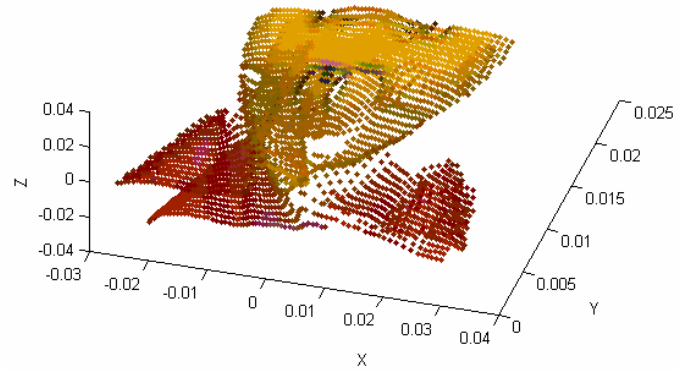

figure.10 les deux parties des images recalées par la transformation initiale Ti

VI. INFLUENCE DE L'ESPACE COULEUR

L'erreur résiduelle de la figure.9 est, dans le meilleur des cas, sensiblement égale au double de la résolution du capteur. Ceci est du aux bruits de mesures géométrique et photométrique. L'erreur liée à la variation des couleurs est due à la variation de l'éclairage d'une image à l'autre. Ceci se répercute sur l'intensité de la lumière émise par l'objet éclairé (à numériser), sans, pour autant, affecter la couleur intrinsèque de celui ci. [6]. Nous pouvons réduire l'effet de la variation de l'intensité de la lumière en utilisant un espace couleur qui puisse nous permettre d'intervenir sur cette grandeur. Au lieu de travailler dans l'espace RGB, nous utiliserons, dans ce qui suit, l'espace YIQ (Y: représente la luminance, I et Q sont les composantes chromatiques). On peut, ainsi, séparer l'intensité Y et la couleur intrinsèque I et Q. L'expression de la distance dans ICP_MSA (RGB et YIQ) mixte devient alors

$$dm = sqrt\,[\,(1-\alpha).(\,(x1-x2)^2+(y1-y2)^2+(z1z2)^2\,)\ \ldots$$
$$+\alpha\,.(a.(c11-c21)^2 + b.(c21-c22)^2 + c.(c31-c32)^2\,)\,]\,. \qquad (7)$$

La distance euclidienne couleur utilisée dans la phase de rejet des faux appariements dans ICP_GSC est définie comme suit :

$$dc = sqrt\ \ [a.(c11-c21)^2 + b.(c21-c22)^2 + c.(c31-c32)^2\,] \qquad (8)$$

a, ***b*** et ***c*** sont les poids de chaque composante couleur. Leurs valeurs sont comprises entre 0 et 1 (inclus). Il traduisent la contribution de chaque composante couleur dans le calcul des distances *dm* et *dc.*

a = b = c = 1, pour l'espace couleur RGB.
a = 0.1; b = 1; c = 1, lorsqu'on travaille dans l'espace YIQ

Les courbes de la figure.11 représentent les erreurs résiduelles des cinq variantes de ICP utilisées pour le recalage des images de la figure.10. On s'intéresse, ici, à l'effet de l'espace couleur (RGB ou YIQ) sur les performances des deux variantes de ICP/couleur (ICP_MSA et ICP_GSC) utilisées dans les paragraphes précédents. ICP_MSA_RGB et ICP_GSC_RGB correspondent aux variantes testées précédemment (travaillant dans l'espace couleur RGB), ICP_MSA_YIQ et ICP_GSC_YIQ correspondent aux variantes de ICP/couleur utilisant l'espace couleur YIQ. Nous pouvons constater que les trois variantes utilisant un seuillage adaptatif génèrent une courbe d'erreur se stabilisant à une valeur nettement supérieure à la résolution du capteur. Ceci est du au mauvais choix de D. Par contre l'erreur générée dans le cas de ICP_GSC_RGB et ICP_GSC_YIQ décroît de manière monotone vers un minimum local. Ceci dit, nous pouvons remarqué que cette erreur est moins importante dans le cas de ICP_GSC_YIQ comparée à celle générée par ICP_GSC_RGB. L'intensité de la lumière a, donc, un réel effet sur les performance de notre variante de ICP. Le changement de l'espace couleur nous a permis d'atténuer cet effet et d'améliorer les performances de ICP_GSC.

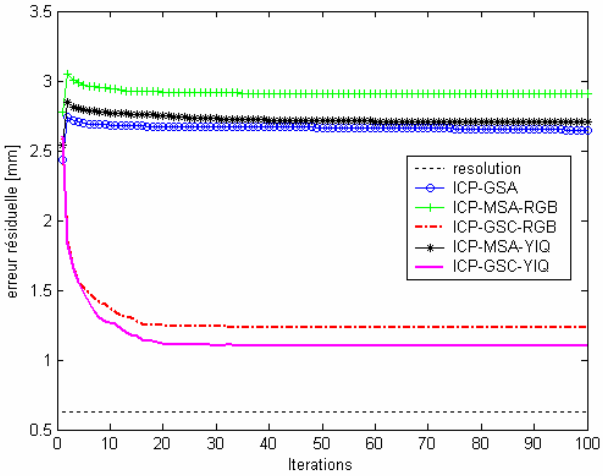

figure.11 effet de l'espace couleur

VII. CONCLUSION

Nous avons présenté des variantes de ICP pour le recalage de deux ensembles de données 3D/couleur. Ces variantes intègrent la couleur avec des approches différentes. Le but du travail effectué étant de montrer l'intérêt de l'information photométrique, nous avons comparé ces variantes avec une autre version de ICP n'utilisant pas la couleur : ICP_GSA. Cette dernière est une version améliorée de l'algorithme classique utilisant un seuillage adaptatif pour rejeter les mauvais appariements. Nous avons montré qu'elle améliore les performance de ICP.

L'information couleur a été intégrée par deux approches différentes. La première utilise une distance mixte pour le calcul des mises en correspondances : elle correspond à la variante ICP_MSA (distance mixte et seuillage adaptatif). La seconde intègre la couleur séparément de l'information géométrique : ICP_GSC utilise un critère de distance géométrique pour l'appariement suivi d'une contrainte sur les distances couleur des points appariés pour rejeter les faux appariements. Cette dernière reste la plus performante des trois en l'absence de bruits de mesure. Nous avons remarqué que le seuillage statistique adaptatif restait très sensible au choix du paramètre D (c'est le point faible de cette méthode). De même, la nécessité de régler le coefficient α en fonction de la nature

des données à recaler rend délicate l'utilisation d'une distance mixte pour l'intégration de la couleur.

Enfin, la validation sur données réelles des différentes variantes proposées nous a permis de voir le comportement des différentes variantes développées, en présence de bruits de mesure (géométrique et photométrique). Nous avons constaté que lorsque la couleur était moins significative que la géométrie, l'algorithme le plus performant est ICP_GSA. Inversement, pour des images plus riches en couleurs, notre variante ICP_GSC reste la plus performante.

Nous avons finalement vu l'influence de l'espace couleur utilisé. Nous avons montré qu'il est possible de réduire l'effet de la variation de l'intensité de la lumière d'une image à l'autre. Ceci est possible en utilisant l'espace couleur YIQ qui nous permet d'intervenir sur la luminance Y.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

[1] K. Arun, T. Huang and S. Blostein, "Least Squares Fitting of two 3D Point Sets", Trans PAMI, Vol. 9, No. 5, 1987.

[2] P.J. Besl and N.D McKay, "A Method for Registration of 3D Shapes", Proc. of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 2, pp.239-256, 1992

[3] G. Blais and M.D. Levin, "Registering Multiview Range Data to Create 3D Computer Objects", IEEE Trans. PAMI, Vol. 17 no.8, pp. 820-824. 1995.

[4] Y. Chen and G.Medioni, "Object Modelling by Miultiple Range Images", Image and Vision Computing, Vol. 10, no. 3, 1992.

[5] O. Faugeras and M. Hebert, "The Representation, Recognition and Localisation of 3D Objects", Int. J. Robotics Research., Vol. 5, No. 3, 1986.

[6] Andrew Johnson and Sing Bing Kang, "Registration and Integration of Textured 3D Data", Cambridge Research Lab, Technical Research Series, CRL 96/4, Oct., 1996.

[7] Timothée Jost, "Fast Geometric Matching for Shape Registration", PhD report, Faculté des Sciences de l'Université de Neuchâtel, 2002.

[8] Seung-Hwan Kim, Dong-O Kim, Sang Wook Lee and Rae-Hong Park, "Reducing Computation Time for Range Image Registration Using Radial-Distance Down-Sampling", FCV2004.

[9] Jason Luck, Charles Little and William Hoff, "Registration of Range Data Using a Hybrid simulated Annealing and Iterative Closest Point Algorithm", Proc. Of IEEE International Conference on Robotics and Automation, San Fransisco, April 24-28, 2000.

[10] Takeshi Masuda and Naokazu Yokoya, "A Robust Method for Registration and Segmentation of Multiple Range Images", Computer Vision And Image Understanding, Vol. 61, No. 3, May, pp. 295-307, 1995.

[11] Kari Pulli, "Multiview Registration for Large Data Sets". 3DIM, Ottawa, 1999.

[12] Szymon Rusinkiewicz and Mark Levoy, "Efficient Variant of the ICP Algorithm". 3DIM 2001, pp. 145-152, 2001.

[13] Gregory C. Sharp, Sang W. Lee and David K.Wehe, "ICP Registration Using Invariant Features", IEEE PAMI, vol. 24, no. 1, pp 90-102, 2002.

[14] Andrew Neil Stein, "Modeling Real-World Object from Noisy Data Using ICP", december 3, 2002.

[15] M. Walker, L. Shao and R. Volz, "Estimating 3D Location Parameters Using Dual Number Quaternions", CVGIP: Image Understanding, Vol.5, No. 3, 1991.

[16] Zhengyou Zhang, "Iterative Point Matching for Registration of Free Form Curves", IJCV, vol. 13, no. 2, pp 119-152, 1994.

[17]http://sampl.eng.ohiostate.edu/~sampl/data/3DDB/RID/minolta

[18] http://iit-iti.nrc-cnrc.gc.ca/r-d/3d-tech-3d_f.html.