

Une approche floue du recalage 3D : généricité et robustesse

Jean-Philippe Tarel, Nozha Boujemaa
INRIA

Domaine de Voluceau, Rocquencourt,
B.P. 105, 78153 Le Chesnay Cedex, France.
Tél : (1) 39 63 54 79, fax : (1) 39 63 57 71

LI / École d'Ingénieurs en Informatique pour l'Industrie (E3i)
64 Avenue Jean Portalis-Technopole boîte 4,
37913 Tours Cedex 9, France

E-mail: Jean-Philippe.Tarel@inria.fr, Nozha.Boujemaa@inria.fr
<http://www-syntim.inria.fr/syntim/recherche/tarel/index-fra.html>

cement qui recale une partie commune aux deux ensembles de données 3D. On peut classer dans cette catégorie les méthodes de recalage fondées sur la transformation de Hough

Résumé

Le recalage 3D est un problème important en vision par ordinateur qui a de nombreuses applications, tant pour obtenir une reconstruction incrémentale complète à partir de primitives 3D extraites de différents points de vue, que pour interpréter une scène reconstruite à partir du modèle des objets qui la composent. Nous nous intéressons ici au recalage rigide entre deux ensembles 3D qui présentent une partie commune. Notre approche est fondée sur l'intégration d'une méthode de classification floue proposée par Dave, qui a été adaptée à notre problème pour obtenir le schéma général d'une méthode de recalage robuste. Quelques résultats sont décrits pour illustrer les avantages de la méthode qui peut en particulier gérer, de manière unifiée, plusieurs solutions recalées. Enfin, nous présentons un outil pour comparer deux ensembles 3D et l'utilisons pour valider notre méthode.

Mots-clés:

Recalage 3D, Mise en correspondance, Classification floue avec bruit, Interprétation avec modèles.

1 Introduction

L'interprétation de données 3D avec des modèles et la concaténation de reconstructions 3D obtenues sous différents angles de vue, sont des problèmes qui se ramènent à des recalages 3D. En effet, le recalage est un sujet qui suscite un intérêt croissant de par ses applications dans de nombreux domaines aussi différents que l'imagerie médicale tridimensionnelle [1], l'imagerie aérienne [2] ou la cartographie [3].

Les méthodes de recalage peuvent se classer en deux catégories principales : les méthodes avec recherche de mises en correspondance combinatoires et celles avec appariements explicites itérés.

Le premier type de méthodes s'appuie sur la géométrie locale pour construire des hypothèses valides de mises en correspondance. La difficulté est alors de sélectionner l'hypothèse qui se répète le plus. Celle-ci correspond à un dépla-

Abstract

An important problem in computer vision is to recover how features extracted from images are connected to either existing models. In this paper, we focus on solving the *registration* problem, i.e obtaining rigid displacement parameters between several 3D data sets, whether partial or exhaustive. The difficulty of this problem is to obtain a method which is robust to outliers and at the same time accurate. We present a general method performing robust 3D location and fitting based on fuzzy clustering method. The fuzzy set approach is known to its practical efficiency in uncertain environment. To illustrate the advantages of this approach on the registration problem, we show results on synthetic and real 3D data. Moreover, we proposed a tool to compare both 3D data sets.

Keywords:

3D registration, matching, fuzzy clustering with noise, model-based interpretation.

et les tables de Hashage [4, 1, 5, 6]. Or celles-ci ont souvent le désavantage d'être facilement perturbées par de faux appariements lors de l'estimation du déplacement.

La deuxième classe de méthodes réalise l'étape de mise en correspondance et de recalage de manière itérative. Puisque l'appariement est remis en cause à chaque étape, il peut être réalisé, moins précisément que dans les méthodes du premier type, selon un critère explicite de plus proche voisin. Néanmoins, l'appariement initial ne doit pas être trop perturbé par les faux appariements, au risque de converger vers une solution absurde. Ces méthodes nécessitent donc que le déplacement entre les deux jeux de données ne soit pas trop important. Cette contrainte limite la généralité de ce type de

méthodes, mais les recalages obtenus sont généralement très précis. On peut citer dans cette catégorie les méthodes basées sur l'approche "Iterative Closest Point" (ICP) [7, 8, 9].

Nous proposons de combiner les deux types de méthodes précédemment décrits pour tirer profit de leurs avantages complémentaires : la possibilité de grands déplacements avec une méthode combinatoire et la précision avec une méthode itérative.

De manière générale, il existe trois types de robustesse d'une méthode basée sur une minimisation:

- la robustesse au bruit sur les données souvent modélisé par une variable aléatoire Gaussienne centrée,
- la robustesse aux points aberrants qui sont des données parasites non significatives,
- et la robustesse à l'initialisation.

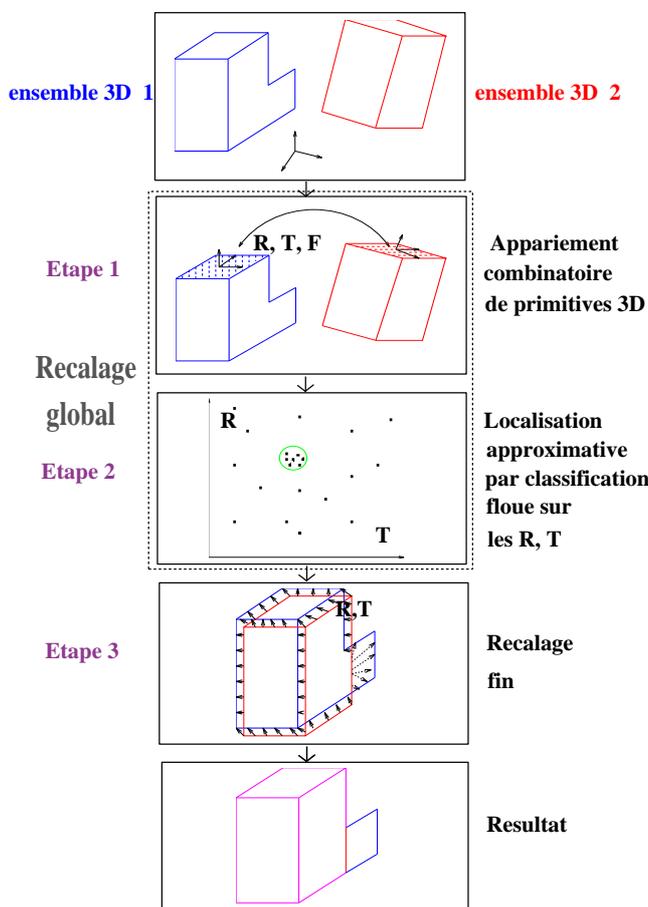


FIG. 1 - Approche générale du recalage 3D flou.

Dans la section 2, nous présentons un schéma en trois étapes d'une méthode robuste au bruit, aux points aberrants et à l'initialisation, pour faire le recalage 3D. La première étape consiste à créer l'ensemble des déplacements qui peuvent superposer une partie des deux ensembles 3D (section 2.1). Nous introduisons un premier filtrage à l'aide d'un coefficient de similarité associé à chaque appariement pour que seules des primitives assez semblables soient considérées pour l'appariement. La deuxième étape consiste à déterminer les déplacements significatifs dans cet ensemble (section 2.2).

Nous avons, pour cela, adapté un algorithme de classification floue [10] qui a la particularité de gérer les données bruitées et les points parasites. Ceci nous a permis d'approcher de manière robuste les solutions optimales. A ce stade, une dernière étape est nécessaire pour réaliser un recalage fin et atteindre un résultat plus précis (section 2.3). Dans la section 3, les possibilités de la méthode sont illustrées sur quelques exemples de jeux de données réelles. Enfin, dans la dernière section, un outil de comparaison et de validation des méthodes de recalage est proposé et utilisé sur nos résultats.

2 Schéma général du recalage 3D avec une approche floue

La méthode est constituée de trois étapes (figure 1) qui réalisent un recalage approché mais robuste par une approche floue à partir de données combinatoires, puis un raffinement itératif de celui-ci par une méthode de mise en correspondance explicite.

2.1 Mise en correspondance de primitives 3D

La première étape de la méthode consiste à faire la mise en correspondance 3D de manière combinatoire. Un ensemble 3D est constitué d'entités géométriques comme des points, segments, courbes ou facettes. Il faut choisir la primitive de base à appairer, de façon à permettre les deux estimations suivantes entre deux primitives quelconques :

- calcul du déplacement qui existe entre elles,
- calcul d'une valeur de ressemblance entre les deux primitives.

Dans cet article, nous avons utilisé des facettes à titre d'exemple, mais de nombreuses autres primitives sont aussi utilisables, suivant le type des données manipulées : base 3D de 4 points [5], couple de segments, ou repère local de Frénet sur des courbes [6].

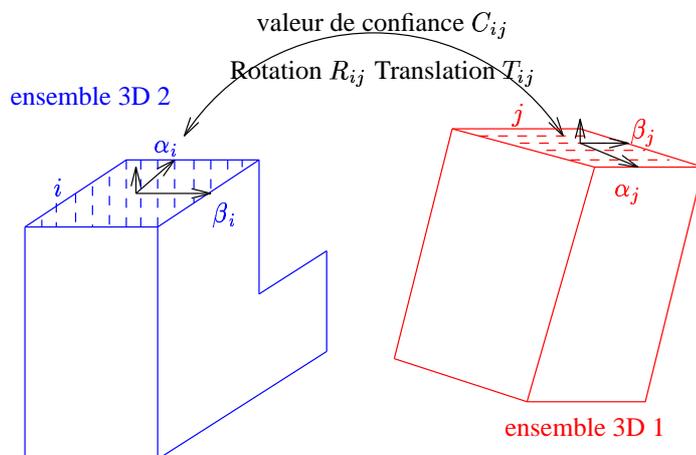


FIG. 2 - Appariement des faces i et j de deux ensembles de faces. Pour une paire (i, j) de rectangles. Quatre déplacements (R_{ij}, T_{ij}) sont au moins possibles.

Détaillons à présent notre choix pour faire le calcul du déplacement et du facteur de ressemblance dans le cas des facettes. Une facette peut être partiellement caractérisée par son barycentre et ses axes principaux d'inertie. Ce point et les axes normalisés fournissent un repère propre à la face. Il devient alors possible de calculer le déplacement entre deux faces quelconques à partir de ces repères propres (figure 2).

De plus, on obtient par ce calcul deux valeurs intrinsèques à la face i qui sont la longueur des deux plus longs axes principaux d'inertie α_i et β_i . À partir de ces données invariantes par déplacement rigide, il est possible d'affecter à chaque appariement une valeur de confiance qui décrit la qualité de cet appariement. Dans notre exemple, nous avons choisi de combiner les valeurs des axes principaux d'inertie, pour un couple de faces (i, j) , de la manière suivante :

$$C_{ij} = \frac{1}{\min(1, \frac{|\alpha_i - \alpha_j|}{I})} \frac{1}{\min(1, \frac{|\beta_i - \beta_j|}{I})} \quad (1)$$

et ainsi obtenir une valeur entre 0 et 1 qui mesure leur ressemblance. Plus les deux facettes sont de géométries différentes, et plus la valeur du critère est proche de 0.

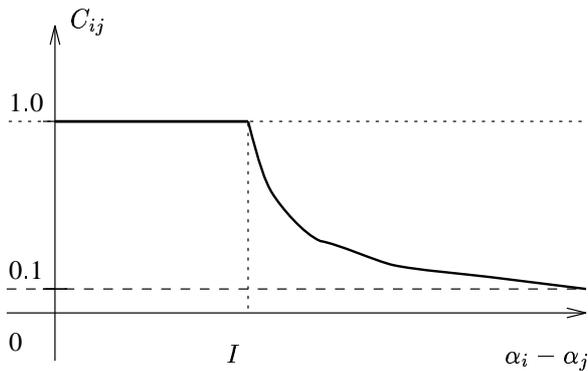


FIG. 3 - Variations de la valeur de confiance C_{ij} avec la différence de la longueur du premier axe propre $\alpha_i - \alpha_j$. I est l'erreur moyenne sur les données 3D.

La rapidité de la décroissance avec l'écart des longueurs des axes est réglée par le coefficient I (voir figure 3). Le paramètre I est fixé à partir de la l'estimation de l'erreur moyenne des données 3D (section 4.2). Les appariements qui ont une valeur de similarité très faible (entre 0 et 0.1) sont ignorés dans la suite car ils ne présentent pas d'intérêt et cela évite l'explosion combinatoire.

En conséquence, après l'étape de mise en correspondance, on dispose d'un ensemble d'appariements de facettes, où à chaque paire sont associées un facteur de ressemblance et des déplacements. En effet, il peut y avoir plusieurs déplacements possibles pour un même couple de primitives, soit N_{depla} ce nombre. Par exemple, pour des rectangles, $N_{depla} = 4$ dans les cas non dégénérés.

Une mesure importante de la combinatoire est le rapport SNR du nombre de mises en correspondance justes sur leur nombre total. Par exemple, si l'on suppose que le nombre de primitives dans l'ensemble à recalcer est N_{prim} et que l'autre ensemble lui est identique à un déplacement près, le nombre total d'appariements possibles est $N_{prim}^2 N_{depla}$, alors qu'il n'y a que N_{prim} appariements justes. Le rapport SNR est

donc dans ce cas égal à $\frac{1}{N_{prim} N_{depla}}$. Or, ce rapport décroît rapidement avec le nombre de primitives N_{prim} . Il est donc préférable de choisir des primitives relativement abstraites, qui sont en petit nombre comme les facettes, pour limiter la combinatoire.

2.2 Localisation 3D approchée

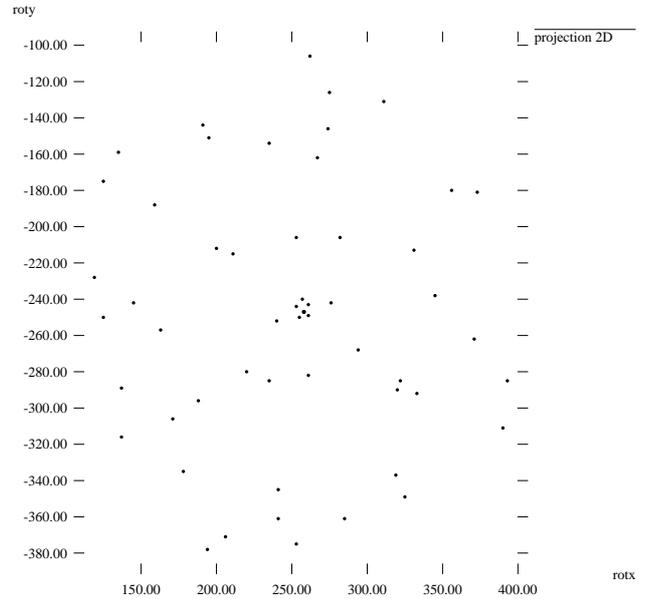


FIG. 4 - Projection 2D de l'ensemble des rotations 3D à classifier pour obtenir le point d'accumulation central correspondant à une hypothèse intéressante pour le recalage.

Dans la première étape, un ensemble d'appariements a été obtenu, où à chaque élément est associé à des déplacements et un facteur de confiance. Un déplacement 3D peut être représenté de diverses manières comme un point x de \mathbf{R}^6 , avec trois termes de translation et les trois angles d'Euler, par exemple. Nous extrayons alors l'ensemble des déplacements 3D qui superposent au moins une facette. On réalise donc le changement d'indice suivant :

$$\begin{aligned} (R_{ij}, T_{ij}) &\rightarrow x_{k(i,j)} \\ C_{ij} &\rightarrow C_{k(i,j)} \end{aligned} \quad (2)$$

Dans cet ensemble $(x_k)_k$ de déplacements, un point d'accumulation correspond à une hypothèse intéressante de recalage entre l'une des parties commune aux deux ensembles 3D (figure 4). Comme les méthodes de classification floue sont particulièrement robustes, elles sont bien adaptées pour sélectionner ces points d'accumulation. Dans ce cadre, chaque point d'accumulation correspond au prototype d'une classe. Puisque l'algorithme de classification manipule en même temps plusieurs classes, il gère donc plusieurs hypothèses de déplacement en parallèle, en essayant de recouvrir au maximum l'ensemble des déplacements possibles.

2.2.1 L'approche floue

La modélisation des problèmes de vision par ordinateur avec des sous-ensembles flous [11] permet de reporter les prises

de décision en phase ultime d'un processus de traitement, minimisant ainsi la propagation des erreurs décisionnelles dans des phases intermédiaires. Des approches locales et globales peuvent être utilisées pour définir les fonctions d'appartenance floues caractéristiques des propriétés des données traitées en vision. Les premiers type d'approche, proposés par Pal et Rosenfeld, généralisent les concepts de topologie et de géométrie (connexité, adjacence, compacité) aux sous ensembles flous. Les approches globales sont fondées sur les techniques de classification adaptative floue introduites par Bezdek, qui minimisent une famille de fonctionnelles de base : les C-Moyennes Floues (FCM) [12]. Le principe de la classification floue est d'autoriser une appartenance partielle ou distribuée d'une forme donnée à l'ensemble des classes de l'espace des caractéristiques. La classification floue, en y associant une décision dépendante du contexte spatiale, s'est révélée très efficace pour la segmentation d'images. Dans ce cadre, on peut considérer des attributs simples : niveau de gris (ex: imagerie médicale et scène d'intérieur [13] ou multiples : texture [11], couleur).

Dans le cadre du recalage 3D, il s'agit de considérer l'ensemble des appariements possibles comme espace de travail et non plus celui des attributs directement caractéristiques de l'image. Dans ce contexte, les classes significatives sont lourdement perturbées par un nuage de données parasites. C'est la raison qui nous amène à tenir compte d'avantage, dans notre démarche, de l'aspect modélisation du bruit.

De fait, nous nous sommes intéressés à une méthode de classification proposée par Dave [10]. Il a introduit une classe supplémentaire nommée 'classe bruit' qui récolte tous les points parasites qui perturbent l'estimation des classes. A cet effet, la 'classe bruit' a la particularité d'avoir un prototype qui est à égale mesure de similarité de tous les points. L'algorithme est contrôlé avec un paramètre λ qui indique l'importance numérique des données parasites. Nous avons testé la méthode, qui donne d'excellents résultats quand le rapport SNR du nombre de points à classer sur le nombre total est supérieur à 10%. Malheureusement, dans le cadre du recalage 3D, le nombre de points parasites est généralement beaucoup plus important (voir la formule de SNR dans la section 2.1). La 'classe bruit' est incapable, sans ajout d'information supplémentaire, de départager les données pertinentes du nuage de points aberrants, si l'on ne se restreint pas à des modèles qui ont peu de primitives.

2.2.2 La méthode de classification floue adaptée

Comme la proportion de déplacements non valides est très importante, nous avons dû améliorer l'efficacité de l'algorithme de classification en introduisant le facteur de confiance C_k attribué à chaque point (équation (1)). L'idée est de pondérer chaque point de l'espace de classification par ce coefficient, en plus de son degré d'appartenance à chaque classe. Il faut alors minimiser la fonctionnelle suivante :

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n C_k u_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (3)$$

où $d(x_k, v_i)$ est la distance entre le point x_k et le prototype v_i de la classe i . u_{ik} est le degré d'appartenance du point k à la classe i . u_{ik} est toujours positif et sa somme sur toutes les classes est égale à 1. La contrainte précédente $\sum_{i=1}^c u_{ik} =$

1 force la méthode de classification à expliquer la totalité des données par c sous-ensembles flous (voir [12] pour des explications plus complètes sur cet aspect des méthodes de classification floues). m est le facteur flou généralement fixé à 1.5. La convergence de la méthode de classification, vers un minimum local, dans ce cadre étendu, est conservée. La démonstration de cette convergence se déduit à partir de celle dans le cas classique.

L'algorithme de classification modifié se déduit de la fonctionnelle (3) qui peut être résumé de la manière suivante :

- **étape 1 :** Fixer le nombre de classes c et le facteur flou m . Calculer la position initiale des centres v_i des classes en utilisant l'algorithme des FCM, par exemple. Spécifier le paramètre λ relié à la taille de la classe de bruit.
- **étape 2 :** Générer une partition en utilisant l'équation suivante du degré d'appartenance :

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

- **étape 3 :** Calculer les nouveaux centres des classes en utilisant l'équation suivante (pour $i = 1$ à $c - 1$) :

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n C_k u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n C_k u_{ik}^m}$$

- **étape 4 :** S'arrêter quand la partition est stable, sinon retour à l'étape 2.

x_i est un élément de l'ensemble de n points dans \mathbf{R}^p ($p = 6$ dans notre cas) et le facteur de confiance associé est C_k . d_{ik} est défini comme la distance euclidienne entre le point x_k de l'ensemble des données et le centre v_i de la classe, pour $i = 1$ à $c - 1$. Pour la classe de bruit, la définition de la distance est :

$$d_{ck}^2 = \frac{\lambda}{n(c-1)} \sum_{i=1}^{c-1} \sum_{l=1}^n d_{il}^2 \quad (4)$$

On peut remarquer que l'introduction d'un facteur de confiance offre une extension naturelle et simple de toutes les méthodes de classification floue.

Or, l'introduction du coefficient de confiance permet de préserver la proportion des points valides parmi les points parasites. Plus généralement, il est possible par ce biais de représenter des connaissances supplémentaires associées à chaque point de l'espace de classification.

2.3 Raffinement itératif du recalage

A ce stade, on dispose de $c - 1$ hypothèses intéressantes de déplacements qui recalent des parties des deux jeux de données 3D. Les déplacements obtenus sont légèrement perturbés par de faux appariements. Il est donc nécessaire d'avoir une étape de recalage plus fin. Dans ce contexte, une méthode itérative de recalage avec mise en correspondance explicite est bien adaptée. Lors de cette étape, on ne travaille plus sur des facettes, mais sur la totalité des points qui constituent les contours des faces, pour avoir une meilleure précision du recalage.

La méthode itérative de recalage ICP [7] calcule à chaque pas une mise en correspondance de chaque point du premier

ensemble de données avec le point le plus proche de l'autre ensemble à positionner. Ces correspondances permettent le calcul d'un déplacement optimal au sens des moindres carrés. L'algorithme itère les deux étapes appariement/recalage jusqu'à ce que l'erreur résiduelle soit stable. Cette procédure converge systématiquement vers le plus proche minimum local.

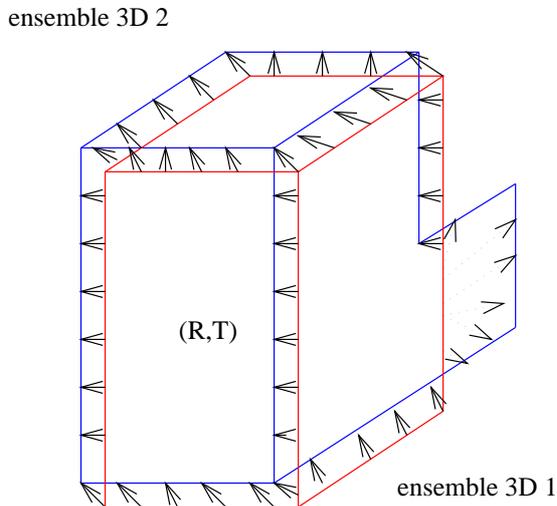


FIG. 5 - L'appariement est réalisé avec le plus proche voisin, et suivant la longueur du vecteur déplacement, la correspondance est prise ou n'est pas prise en compte.

La méthode ICP brute n'est pas adaptée à notre problème, car elle nécessite des données qui se recouvrent complètement. Pour remédier à cela [9, 8], les mises en correspondance sont analysées statistiquement à chaque étape de l'algorithme pour ne retenir que les plus pertinentes. Les faux appariements sont alors en grande partie ignorés, ce qui permet le recalage avec des ensembles 3D se recouvrant partiellement (figure 5). Lors de cette analyse statistique, un paramètre P est introduit, qui indique un ordre de grandeur du pourcentage de points non appariables.

L'étape de recalage fin est appliquée sur chaque hypothèse de déplacement fournit par la classification. Aussi, la comparaison des résidus après minimisation permet de trier les recalages les plus intéressants. Bien que les méthodes de type ICP soient assez coûteuses en temps de calcul, le résultat souhaité s'obtient ici assez rapidement car la position initiale est proche de la bonne solution.

2.4 Conclusion

La mise en correspondance, le recalage grossier puis fin, forment les trois étapes de la procédure de recalage robuste. Souvent, les reconstructions sont très partielles à cause du point de vue, ou des défauts du processus d'analyse d'image, par exemple. Pourtant, la méthode proposée à l'avantage de permettre le recalage 3D d'un modèle d'objet isolé sur ce type de reconstructions partielles. Ainsi, nous avons pu obtenir sans difficultés des résultats sur des ensembles qui possèdent une partie commune inférieure à 20% de la taille du plus grand ensemble.

3 Résultats

Notre méthode de recalage a été validée sur des données de synthèse avec certitude puisque la solution à obtenir est parfaitement connue. Les tests sur des données réelles ont aussi permis de valider la méthode sur ce type de données.

En particulier, la méthode présentée a été intégrée à un système d'interprétation de scènes d'intérieurs à partir d'images stéréoscopiques. Le processus d'analyse consiste en quatre étapes (voir figure 6 et [14]) :

- Une calibration géométrique [15] et radiométrique [16] des caméras.
- Une segmentation de chaque image en régions [17, 18, 13].
- Une mise en correspondance 2D des régions segmentées entre les deux images [19, 20].
- Une reconstruction des facettes 3D à partir des paires de régions que l'on suppose être les images d'une même facette [21].

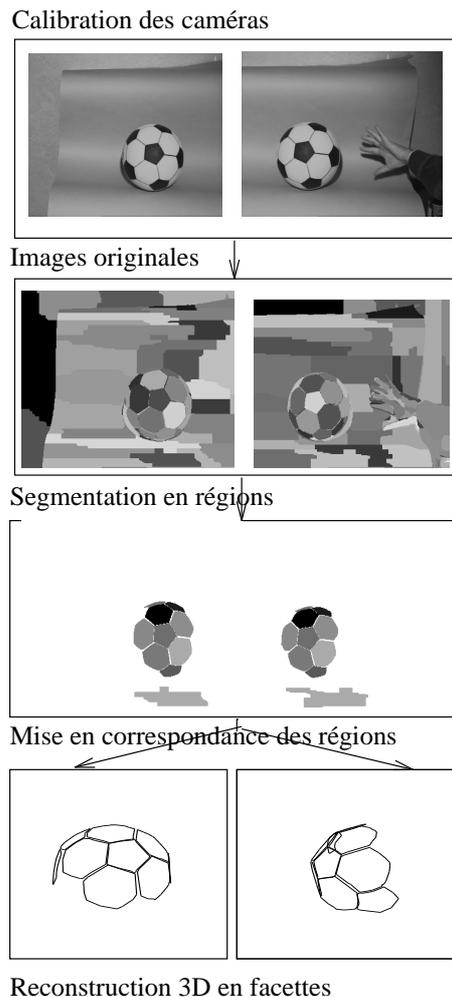


FIG. 6 - Le processus d'analyse stéréoscopique.

3.1 Réglage des paramètres

Dans tout algorithme, connaître la manière de régler ses paramètres, afin d'obtenir un fonctionnement optimal, est important pour déterminer sa facilité d'utilisation et ses possibilités d'être complètement automatisé.

Les paramètres de notre méthode de recalage sont :

I : écart non significatif pour comparer la longueur des axes d'inertie.

λ : un paramètre lié au rapport du nombre d'appariements justes de facettes sur leur nombre total.

c : le nombre de classes, ou de déplacements potentiels à estimer.

P : la proportion de points non appariables lors du recalage local fin. Ce paramètre est lié à λ .

Le seul paramètre réellement critique du point de vue de la qualité des résultats est λ . Expérimentalement, nous avons constaté que la valeur de SNR permet d'avoir un bon ordre de grandeur de λ (à un facteur constant près).

I indique la tolérance observable sur les données d'entrée du recalage. Ainsi, l'examen de la précision obtenue par les algorithmes ou capteurs qui produisent ces données 3D permet de régler I une fois pour toute.

Le nombre de classes c doit être choisi après l'analyse des symétries de l'ensemble 3D à recalcer qui peuvent conduire à l'existence de plusieurs solutions également équivalentes (voir 3.2). Il faut aussi tenir compte d'éventuelles apparitions multiples de l'objet à recalcer dans l'ensemble à interpréter. Néanmoins, ce paramètre peut être largement sous évalué sans difficulté : seul un sous-ensemble des solutions possibles est alors obtenu. De même, le pourcentage P de points non appariables n'est pas difficile à fixer, car il peut être largement sous évalué. P correspond en fait à une borne supérieure du pourcentage de fausses mises en correspondance possibles de points dans l'étape de recalage fin.

En conséquence, la méthode de recalage décrite est simple d'utilisation puisque contrôlée par un paramètre critique λ et le nombre $c - 1$ de solutions que l'on désire obtenir. Ceci permet d'envisager une automatisation complète du processus de recalage.

3.2 A propos des symétries

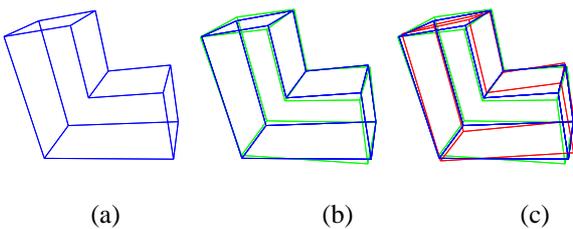


FIG. 7 - (a) Objet 3D de synthèse. (b) Une solution de la phase du recalage approché qui possède deux solutions également possibles du fait des symétries de l'objet (c).

Les situations où l'ensemble à recalcer présente des symétries et où il apparaît plusieurs fois sont généralement difficiles à gérer avec les méthodes classiques qui se contentent de sélectionner une des solutions au hasard et de répéter l'algorithme pour obtenir chacune des autres. Avec notre méthode, l'ensemble des solutions possibles est manipulé de manière unifiée. En effet, il suffit de choisir le nombre de classes c en fonction du nombre de recalages que l'on désire obtenir. La classification floue va tendre à ne pas fournir plusieurs fois la même solution en contraignant les classes à recouvrir au mieux l'ensemble des déplacements possibles.

	rot_x	rot_y	rot_z	tr_x	tr_y	tr_z
classe1	0.005	0.882	0.017	0.017	-0.002	0.007
classe2	2.919	-0.012	0.854	0.006	0.016	-0.016
juste 1	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000
juste 2	3.014	0.000	0.884	0.000	0.000	0.000

TAB. 1 - Déplacements obtenus par la phase de recalage grossier et les valeurs effectives de la figure 7. La rotation est représentée par les composantes de son axe normalisé multiplié par son angle en radian.

Par exemple, dans la figure 7, l'objet à recalcer est identique à l'objet de référence, à un déplacement rigide près. Du fait des symétries de cet objet, deux recalages sont possibles qui sont effectivement bien retrouvés. Le tableau 1, où sont comparés les déplacements réels et estimés par la phase de recalage global ($c = 3$, $\lambda = 0.035$), en témoigne. Le résultat du recalage fin aboutit à une superposition parfaite avec l'objet de la figure 7(a).

Plus généralement, le résidu de l'écart entre les parties communes des deux modèles après le recalage fin donne une valeur pour trier les solutions suivant leur proximité.

3.3 Utiliser les attributs invariants

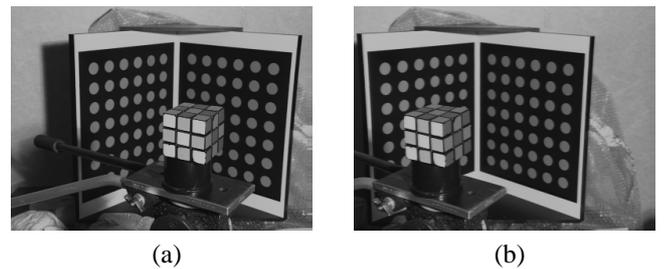


FIG. 8 - (a)(b) paire stéréoscopique traitée pour obtenir la reconstruction de figure 9(a).

Une facette ne possède pas que des caractéristiques propres de nature géométrique. Elle peut aussi posséder une couleur moyenne. Cette information de couleur, décrite par les composantes de couleurs (r, v, b) normalisées par exemple, peut être intégrée au facteur de confiance (équation 1). Nous l'avons fait de la manière suivante :

$$C_{ij} = \frac{1}{\min(1, \frac{|\alpha_i - \alpha_j|}{I})} \frac{1}{\min(1, \frac{|\beta_i - \beta_j|}{I})}$$

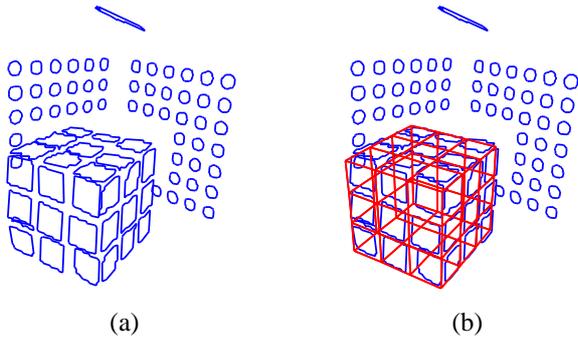


FIG. 9 - (a) Vue de la reconstruction 3D obtenue par analyse sur la paire de la figure 8. (b) Le modèle parfait du rubik cube est recalé sur la reconstruction.

$$\frac{1}{\min(1, \frac{|r_i - r_j|}{G})} \frac{1}{\min(1, \frac{|g_i - g_j|}{G})}$$

où G est l'erreur moyenne pour la comparaison des couleurs.

3.4 Recalage avec plusieurs objets

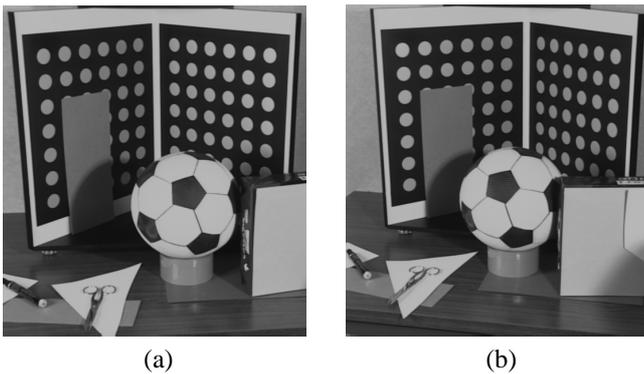


FIG. 10 - (a)(b) Images originales de la scène. Des vues des résultats de reconstruction 3D obtenus avec nos algorithmes de stéréovision sont montrées dans la figure 11(a)(d).

La méthode présentée, vu sa robustesse, permet de faire du recalage avec plusieurs objets. A fin d'illustration, le résultat du processus d'extraction de facettes 3D sur les images originales (a) et (b) de la figure 10 est visible dans la figure 11(a)(d). Cette scène contient deux objets principaux : une mire et un ballon, dont nous avons le modèle 3D complet. Ces deux modèles ont donc été recalés avec succès par notre méthode de recalage flou ($c = 7$, $\lambda = 0.01$, $P = 30\%$). Dans ce cas là, les résultats obtenus en 3D sont suffisamment précis pour qu'il ne soit pas nécessaire de les raffiner par une méthode de recalage 3D/2D qui minimise l'erreur directement à partir des données de l'image.

3.5 Validation par rétroprojection

Une fois que les principaux objets de la scène sont recalés, il est possible de reprojeter une des images originales de la paire stéréoscopique sur les données 3D pour vérifier l'exactitude du recalage. Nous avons utilisé l'image comme une

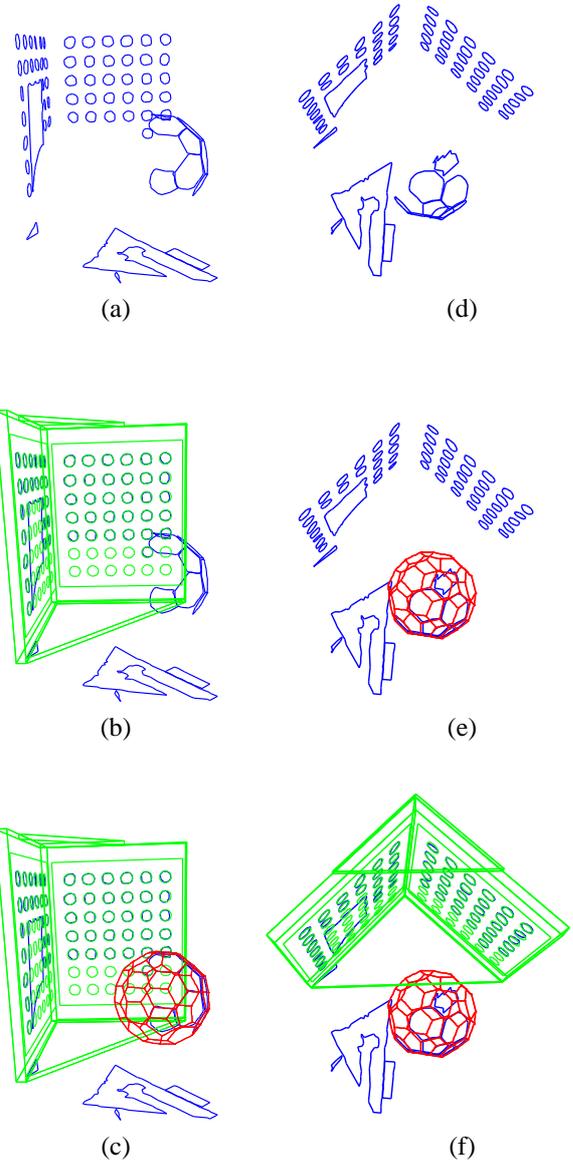


FIG. 11 - (a) et (d) sont deux points de vue de la reconstruction 3D obtenue à partir de la paire de la figure 10. Dans (b), la mire est recalée sur la reconstruction. Dans (e), seul le ballon est recalé, alors que (c) et (f) montrent les deux objets recalés. Ces résultats ont été obtenus par l'application complète des trois étapes de la méthode pour avoir un recalage très précis.

diapositive dans le programme de rendu d'images par lancer de rayons Rayshade [22] sur les différentes scènes ici utilisées. Quelques images de synthèse générées sont visibles sur la figure 12.

4 La similarité entre données 3D

Suite aux résultats obtenus, la nécessité d'avoir un outil de comparaison des données 3D est nettement apparue. Cet outil est en effet très utile pour valider notre méthode de recalage. De plus, cela permet l'évaluation objective de nos résultats par rapport à ceux obtenus par d'autres approches.

4.1 Présentation de l'outil de mesure

Le problème est le suivant : en présence de deux ensembles de données 3D, par quels critères estimer la ressemblance de deux jeux de données ? Comme les deux ensembles de données 3D que nous utilisons ne peuvent se recouvrir que partiellement, il est nécessaire de sélectionner les parties des deux ensembles qui peuvent être mises en correspondance. En conséquence, chaque ensemble 3D est segmenté en deux parties dont l'une peut être mise en correspondance. Sur la portion qui ne se recouvre pas, la seule mesure intéressante est sa taille relative. Par contre, sur la partie commune, les deux mesures importantes sont le biais et l'écart type des déplacements entre les données mises en correspondance.

On suppose que les ensembles 3D sont constitués de points, puisqu'il est toujours possible d'échantillonner avec des points des géométries linéiques et surfaciques. Nous avons choisi, pour pouvoir estimer les indices de similarité, de faire la mise en correspondance de chaque point 3D du premier ensemble dit de référence avec le point le plus proche en distance de l'autre ensemble comme dans la section 2.3 (voir figure 5).

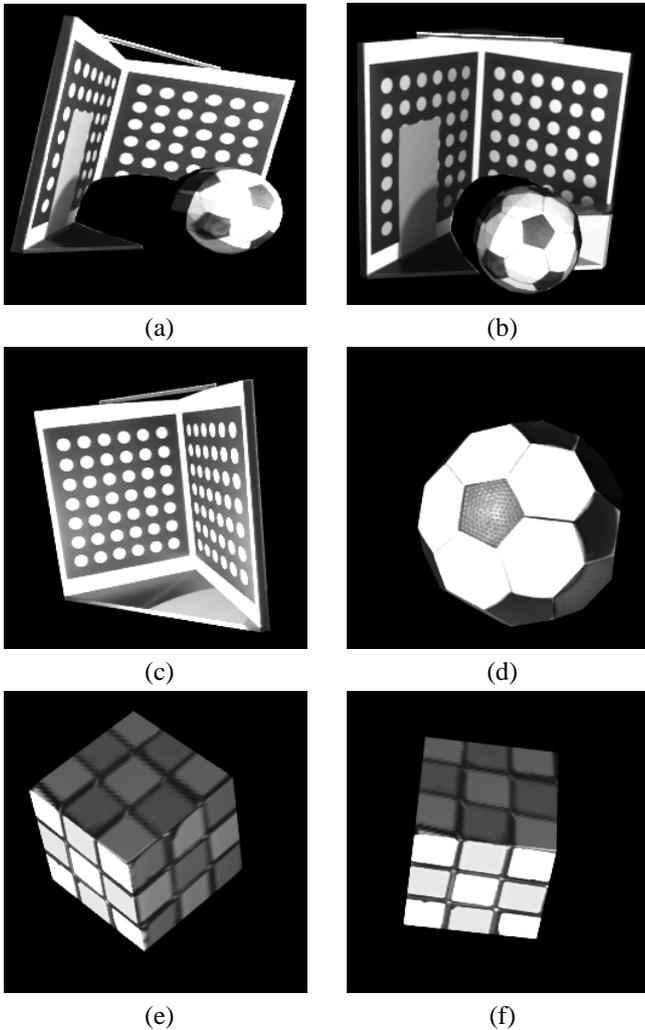


FIG. 12 - (a)(b) Point de vue de synthèse des modèles recalés (voir figure 11(c)(f)) sur lesquels l'image originale 10(a) est projetée. (c) Point de vue synthétique de la mire de calibration seule. (d) Point de vue synthétique du ballon obtenu après l'analyse de la paire de la figure 6. (e)(f) Point de vue de synthèse sur la scène du rubik cube de la figure 9(b) sur lequel est projeté l'image de la figure 8(a).

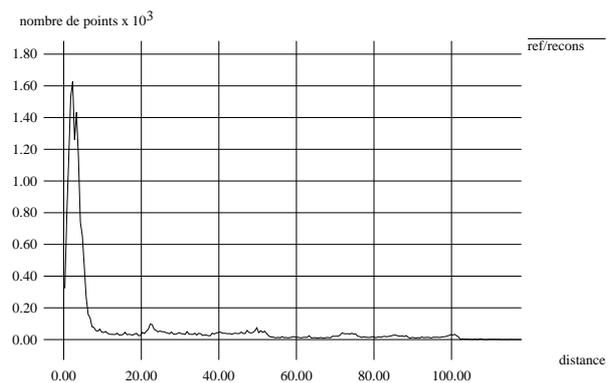


FIG. 13 - Histogramme des longueurs des déplacements entre les points appariés entre les deux ensembles 3D. Dans cette exemple, l'objet de référence est celui de la figure 14 et le deuxième ensemble et la reconstruction 3D visible dans la figure 11(a)(d).

Une fois la mise en correspondance effectuée, une classification est réalisée sur les déplacements des points en correspondance entre les deux ensembles. Un algorithme de segmentation floue permet de séparer de manière adaptative, sans

difficultés, comme en témoigne par exemple l’ampleur du pic de la figure 13, les données en recouvrement de celles qui sont en fausse correspondance. L’algorithme de classification utilisé est celui de Dave [10] avec deux classes : la première récolte les déplacements faibles et la classe de bruit le reste des déplacements 3D.

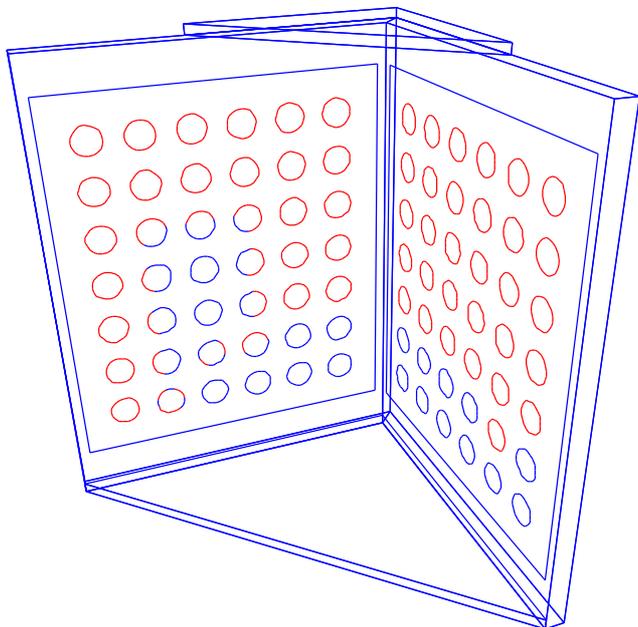


FIG. 14 - Segmentation de l’ensemble de référence en sa partie commune avec la reconstruction (en gris) et sa partie non appariable. La reconstruction 3D associée est visible sur la figure 11(a)(d).

Une fois l’ensemble 3D segmenté comme dans la figure 14, il est aisé de calculer sur la première classe des critères statistiques sur les déplacements, comme le biais moyen du déplacement entre la partie commune des deux ensembles 3D. Nous calculons la taille relative de la partie ne pouvant être mise en correspondance à partir de la taille de la deuxième classe.

4.2 Résultats

taille de la partie sans correspondance	32.5%
biais moyen sur la partie en correspondance	2.93 mm
écart type sur la partie en correspondance	1.55 mm

TAB. 2 - Biais et erreur sur la partie en recouvrement ainsi que la taille de la partie sans correspondance des points du ballon de la figure 11(e)(c)(f).

D’après le tableau 2, nous avons obtenu sur la reconstruction 3D de la figure 11(a)(d) une erreur totale de 4.5 mm. Cette scène présente une profondeur de 1200 mm avec une base stéréoscopique de 340 mm. Théoriquement, l’erreur de reconstruction est donc de 1.2 mm de face et 9 mm selon l’axe de la caméra. On peut grossièrement attribuer l’écart type aux erreurs de reconstruction 3D et donc associer le

biais à l’erreur de recalage. En conséquence, le paramètre I du critère (1) est fixé entre 2 et 4 mm.

5 Conclusion

Nous proposons une méthode de recalage robuste de données 3D constituée en trois étapes et fondée sur un algorithme de classification floue. Cette méthode permet d’obtenir un recalage suffisamment précis pour faire de l’interprétation de données 3D à partir de modèles et de la concaténation de reconstructions 3D à partir de points de vue différents.

De plus, la méthode se contrôle facilement à l’aide des deux paramètres essentiels suivants : le nombre de solutions à trouver et la proportion des données en correspondance. Enfin, l’utilisation du résidu après recalage fin, sur différents modèles géométriques d’objets pouvant se trouver dans la scène, permet d’envisager l’utilisation de notre méthode pour faire de la reconnaissance 3D sur des reconstructions.

Références

- [1] Ayache (N.). – Computer vision applied to 3D medical imagery: Results, trends and future challenges. *In : Proceedings of the 6th Symposium on Robotics Research.* – MIT Press, also INRIA Tech. Report #2050, 1993.
- [2] Hoogs (A.) et Hackett (D.). – Model-supported exploitation as a framework for image understanding. *In : Proceedings of the ARPA IU Workshop.*
- [3] Kamgar-Parsi (B.), Lones (J.) et Rosenfeld (A.). – Registration of multiple overlapping range images: Scene without distinctive features. *Pattern Analysis And Machine Intelligence*, vol. 13, n° 9, September 1991, pp. 857–870.
- [4] Faugeras (O.) et Hebert (M.). – The representation, recognition and positioning of 3d shapes from range data. *In : Proceedings of the 8th International Conference On Artificial Intelligence*, pp. 996–1002. – Karlsruhe, BRD, August 1983.
- [5] Rigoutsos (I.) et Hummel (R.). – Robust similarity invariant matching in the presence of noise: a data parallel approach. *In : Proceedings of the 8th Israeli Conference on Artificial Intelligence and Computer Vision.*
- [6] Guézic (A.) et Ayache (N.). – Smoothing and matching of 3D-space curves. *In : Proceedings of the Second European Conference on Computer Vision.* – Santa Margherita Ligure, Italy, May 1992.
- [7] Besl (Paul J.) et McKay (Neil D.). – A method for registration of 3D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n° 2, February 1992, pp. 239–256.
- [8] Zhang (Z.). – *Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves.* – Rapport technique n° 1658, INRIA, Mars 1992. <ftp://ftp.inria.fr/INRIA/publication/RR/RR-1658.ps.gz>.

- [9] Koivunen (V.), Vézien (J.-M.) et Bajcsy (R.). – Procedural cad-models from range data. In: *Proceedings of Towards World Class Manufacturing '93*.
- [10] Dave (R.N.). – Characterization and detection of noise in clustering. *Pattern Recognition Letters*, vol. 12, 1991, pp. 657–664.
- [11] Boujemaa (N.). – *Modélisation floue de l'incertitude pour la segmentation d'images*. – Thèse de PhD, Université Paris-V, 1993.
- [12] Bezdek (J.C.). – *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. – Plenum Press, 1981.
- [13] Boujemaa (Nozha), Stamon (Georges) et Gagalowicz (André). – Modélisation floue pour la segmentation d'images. In: *9ème congrès AFCET, Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*.
- [14] Jancène (Pierre), Meilhac (Christophe), Neyret (Fabrice), Provot (Xavier), Tarel (Jean-Philippe), Vézien (Jean-Marc) et Vérroust (Anne). – Réalité enrichie par synthèse. In: *10ème congrès AFCET, Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*. – Rennes, France, 1996.
- [15] Tarel (J.P.) et Gagalowicz (A.). – Calibration de caméra à base d'ellipses. *Traitement du Signal*, vol. 12, n° 2, 1995, pp. 177–187. – <http://www-rocq.inria.fr/syntim/textes/calib-eng.html>.
- [16] Tarel (J.P.). – Une méthode de calibration radiométrique de caméra à focale variable. In: *10ème congrès AFCET, Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*. – Rennes, France, 1996.
- [17] Randriamasy (S.) et Gagalowicz (A.). – Region based stereo matching oriented image processing. In: *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*. – Maui, Hawaii, June 1991.
- [18] Ackah-Miezan (A.) et Gagalowicz (A.). – Discrete models for energy minimizing segmentation. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Vision*, pp. 200–207. – 11-13 May, Berlin, 1993. <http://www-rocq.inria.fr/syntim/textes/iccv93-eng.html>.
- [19] Sander (Peter T.), Vinet (Laurent), Cohen (Laurent) et Gagalowicz (André). – Hierarchical regions based stereo matching. In: *Proceedings of the Sixth Scandinavian Conference on Image Analysis*, pp. 71–78. – Oulu, Finland, June 1989.
- [20] Randriamasy (S.). – *Segmentation descendante coopérative en régions de paires d'images stéréoscopiques*. – Thèse de PhD, Université Paris-IX Dauphine, 1992.
- [21] Tarel (Jean-Philippe) et Vézien (Jean-Marc). – A generic approach for planar patches stereo reconstruction. In: *Proceedings of the Scandinavian Conference on Image Analysis*, pp. 1061–1070. – Uppsala, Sweden, 1995. <http://www-rocq.inria.fr/syntim/textes/scia95-eng.html>.
- [22] Foley (J. D.), van Dam (A.), Feiner (S. K.) et Hughes (J. F.). – *Computer Graphics: Principles and Practices (2nd Edition)*. – Addison Wesley, 1990.