

# Numérisation 3D intelligente : deux algorithmes automatiques et progressifs

## Smart 3D digitization : two automatic and progressive algorithms

S. KHALFAOUI R. SEULIN D.FOFI Y.FOUGEROLLE

Université de Bourgogne, Laboratoire Le2i, UMR CNRS 5158

12, rue de la fonderie, Le Creusot, FRANCE.

souhaie.khalfaoui@u-bourgogne.fr

### Résumé

*Cet article présente deux méthodes pour la numérisation 3D d'objets sans connaissance a priori de leurs formes. La première méthode est basée sur la détermination des points de vues à partir de la boîte englobante de l'objet déterminée à chaque étape du processus d'acquisition. La deuxième méthode est une combinaison de deux concepts : le Mass Vector Chains (MVC) pour définir l'orientation de la partie déjà acquise et la Matrice de Mesurabilité afin de déterminer le taux de couverture pour chaque point de vue. Des résultats de simulations sont présentés.*

### Mots Clef

Planification de prise de vues ; Numérisation 3D ; Automatisation ; Méthode Non-Basée sur un modèle.

### Abstract

*This paper presents two methods for the digitization of 3D objects without prior knowledge on their shape. The first method is based on the bounding box of the object during the acquisition steps. The second method is a combination of two concepts : the Mass Vector Chains (MVC) to define the orientation of the scanned part and the Mesurability Matrix to determine the coverage rate for each view point. Tests with simulated objects were performed and results of digitization are provided.*

### Keywords

View planning ; 3D Digitization ; Automation ; Automatic scanning ; Non Model-Based Method.

## 1 Introduction

La planification de prises de vues (*View planning*) a pour objectif la numérisation complète d'un objet à partir de la connaissance des vues précédentes en minimisant le nombre d'acquisitions. Il est donc indispensable de déterminer le positionnement optimal de l'outil de mesure. Dans le cas de mesure sans contact, les différentes méthodes de

placement de capteur (*Sensor planning*) s'appuient sur la notion de visibilité. La recherche de la meilleure prise de vue suivante ou *Next Best View* (NBV) est en général conditionnée par la maximisation de la quantité d'informations non vues (non acquises) qui peuvent être visibles à la prise de mesure suivante. Cette notion s'impose naturellement quand on parle de planification de prises de vues en numérisation 3D. Un point de l'objet est dit visible à partir d'un emplacement donné du capteur si ce point peut être capturé. La visibilité est conditionnée par plusieurs contraintes liées au système de mesure et à l'objet même. Par conséquent, la visibilité d'un point ne signifie pas qu'on puisse physiquement atteindre ce point (Pour un système *Caméra-Source lumineuse*, un point éclairé peut ne pas être dans les champs de vision de la caméra en raison d'occultations). Pour numériser un objet il est nécessaire de définir la manière dont on peut l'observer. L'acquisition passe d'abord par la modélisation de l'ensemble *Objet-Scène* et l'intégration des contraintes introduites par l'ensemble *Objet-Scène-Capteur*. La numérisation automatique peut se décomposer en deux grandes étapes : la recherche des situations relatives capteur-objet puis la génération de trajectoires de numérisation à partir des situations précédentes afin d'atteindre l'emplacement optimal du capteur [1]. Selon la nature du raisonnement, les méthodes permettant la localisation des meilleurs points de vues suivants peuvent être classées en deux familles : les méthodes volumiques et les méthodes surfaciques.

### 1.1 Méthodes volumiques

La sélection des points de prises de vues s'appuie sur l'analyse et la connaissance de l'état de l'espace de travail [2]. *Abidi* [3] a adapté le concept d'entropie en théorie de l'information au problème de modélisation volumétrique d'un objet inconnu de façon entièrement autonome. Une fonction d'utilité est proposée et permet de qualifier la quantité d'informations recueillies sur l'objet à chaque étape du processus de positionnement et d'acquisition. L'iden-

tification du maximum local de cette fonction détermine la NBV. Un de ses avantages réside dans le fait qu'aucune restriction n'est imposée sur la forme, la taille et l'emplacement de l'objet. *Reed* [4] a proposé une méthode automatique en deux phases : une première phase de modélisation grossière en construisant un maillage surfacique depuis des positions fixes et une seconde phase de planification permettant d'analyser le modèle pour calculer la prochaine position du capteur. *Reed* a déterminé le volume de visibilité, qui est le volume de l'espace dans lequel un capteur a une vue directe sur une cible particulière. La détermination du NBV passe par la prise en considération de trois contraintes (une contrainte de visibilité du capteur, une contrainte d'occultations et une contrainte de positionnement du capteur) auxquelles sont associés différents volumes.

*Massios et Fisher* [5] ont introduit un critère de qualité en plus du critère de visibilité pour résoudre le problème de NBV. Ce critère a pour objectif d'améliorer la qualité globale des données acquises. Lors de chaque cycle de calcul de la meilleure prise de vue suivante, *Massios et Fisher* utilisent une représentation volumétrique appelée *Carte de voxels (voxelmap)*. Il s'agit d'une structure 3D composée de voxels qui permet de savoir si une zone de l'espace fait partie de l'objet ou non en marquant les voxels comme vus, non vus, vides ou occultés. L'application des contraintes de positionnement du capteur au modèle grossier de l'objet permettra de définir les points de prises de vues possibles (susceptibles d'être utilisés). Cette représentation volumétrique est ensuite projetée sur la sphère de visibilité à partir de laquelle le critère est appliqué pour évaluer chaque point de vue. La direction qui a le meilleur résultat global est sélectionnée. Une extension de cet algorithme a été proposée par *Munkelt et al.* [6] et comporte deux phases. Une première phase d'initialisation où l'algorithme maximise le nombre de voxels visibles en respectant une certaine qualité. Une deuxième phase de raffinement où l'algorithme maximise le nombre de voxels occultés visibles ainsi que le nombre de voxels vus. Le critère d'arrêt de cet algorithme repose sur un faible apport en nouvelles informations acquises à partir de la direction de prise de vue choisie comme NBV.

*Connolly* [7] a utilisé une structure *octree* afin de représenter l'espace de travail voxelisé. Le calcul du NBV passe par une mise à jour de cette structure et contient quatre types de nœud : parent, enfant, vide, occupé et non vu. Deux algorithmes ont été proposés pour la détermination du NBV. Le premier algorithme est nommé *Planetarium Algorithm* et utilise une sphère échantillonnée. La NBV est déterminée à partir chaque point de cette sphère en estimant le nombre de voxels *non vus* visibles et en considérant les voxels *occupés* afin de prendre en compte les auto-occultations. Le second algorithme est appelé *Normal Algorithm* et utilise les informations des faces des voxels. Les faces séparant des voxels *non vus* et *vides* sont comptabilisées suivant six directions possibles :  $x$ ,  $-x$ ,  $y$ ,  $-y$ ,  $z$  et  $-z$ . Les valeurs maxi-

males sur chaque axe définissent le vecteur de direction pour la prochaine prise de vue.

*Banta et al.* [8] utilisent un capteur à triangulation laser et représentent l'espace de travail et la surface de l'objet comme un espace de voxels qui peuvent prendre l'état *occupé* ou *non occupé*. la procédure de détermination du NBV est la suivante :

- déterminer la normale et la courbure en chaque point de l'image de profondeur ;
- sélectionner trois points cibles dans l'image où la courbure est maximale ;
- calculer les directions de prises de vues possibles à partir de la normale à la surface en chaque point cible ;
- localiser les candidats au NBV correspondant à un rayon déterminé à partir du centre de la scène ;
- déterminer la quantité d'information qui peut être révélée pour chaque direction de prise de vue ;
- déterminer la position et l'orientation du NBV qui permet de révéler le maximum d'information cachée.

## 1.2 Méthodes surfaciques

La sélection du NBV est basée sur l'analyse des informations sur la surface de l'objet. Un des plus anciens travaux sur la planification de prises de vues par méthode surfacique est celui de *Maver and Bajcsy* [9] basée sur la détection des zones d'occultations de la caméra et du laser. L'acquisition des données 3D est décomposée en deux étapes. La première étape a pour objectif d'arriver à l'égalité entre l'ensemble des points de la scène vus par la caméra et celui formé par les points de la scène éclairés par le laser. La deuxième étape a pour but d'assurer l'égalité entre l'ensemble des points de la scène éclairés par balayage laser et l'ensemble formé par les points de la scène à numériser. Dans le cas où il reste des zones inconnues, des vues supplémentaires sont nécessaires. Les zones d'ombres sont alors approximées par des polygones. A chaque arête du polygone est attribuée une constante correspondant à son altitude moyenne. La meilleure vue suivante sera celle où le maximum de polygones est visible.

*Maver et al.* [10] ont utilisé le principe *max-min* comme heuristique. La meilleure direction de prise de vue suivante est celle qui assure un minimum de données acquises et qui permet d'acquérir un maximum de nouvelles informations. L'approche formulée par *Lim Low* [11] prend en compte plusieurs contraintes pour la planification de prises de vues :

- *Contraintes d'acquisition* : position, orientation, distance de sécurité, les contraintes liées au capteur (champ de vue, visibilité, etc) et les contraintes de recalage ;
- *Contraintes de qualité* : les acquisitions doivent se compléter afin d'assurer une reconstruction de bonne qualité.

A partir d'une première acquisition, un modèle partiel de la scène est créé. Les surfaces acquises sont étiquetées "*vraies*". La détermination de NBV passe par l'évaluation du coût d'une vue en fonction de sa vérification des différentes contraintes. Si toutes ces vues ont un score infé-

rieur à un seuil prédéfini, la planification de prises de vues s'achève. Le point de vue qui a le score le plus élevé est choisi comme la NBV.

L'idée proposée par *Wenhardt et al.* [12] repose sur une approche probabiliste basée sur le filtre de Kalman. Ce type de filtre permet l'estimation a posteriori de la matrice de covariance. Puisque la covariance est une mesure de l'incertitude, l'idée fondamentale est d'agir sur cette matrice afin de réduire l'incertitude de l'estimation. La détermination de la meilleure prise de vue suivante passe par la minimisation de quelques critères d'optimalité tels que :

- Le critère *D-optimalité* basé sur l'entropie et qui correspond au *Déterminant* de la matrice de covariance d'une distribution gaussienne ;
- Le critère *E-optimalité* basé sur les valeurs propres de cette matrice (*Eigenvalues*) ;
- Le critère *T-optimalité* basé sur la *Trace* de la matrice de covariance.

*Olague* [13] a développé un système capable de placer plusieurs de caméras en prenant en compte leur distribution autour de l'objet et leurs inclinaisons par rapport à chacune des surfaces observées. L'automatisation du processus de numérisation se ramène à un problème d'optimisation. *Olague* suppose que les caméras sont déplacées autour d'une sphère centrée autour de l'objet. Ces hypothèses permettent de répondre aux contraintes liées au capteur telles que la résolution, la mise au point et le champ de vision. Le critère à optimiser est construit à partir de l'incertitude du processus de reconstruction caractérisée par sa matrice de covariance. L'optimisation est effectuée par algorithmes génétiques. *Olague* a intégré une analyse de visibilité afin de prendre en compte les problèmes d'occlusion dans les cas d'objets complexes.

*Yuan* [14] a introduit les *Mass Vector Chains (MVC)* pour caractériser les modèles fermés. Il extrait des surfaces  $S_i$  et attribue à chacune un vecteur  $\vec{V}_i$  défini par :

$$\vec{V} = \vec{n}_i \cdot R_i \quad (1)$$

où  $\vec{n}_i$  est la normale à la surface  $S_i$  et  $R_i$  est l'aire de la projection de  $S_i$  sur le plan  $P_i$  perpendiculaire à  $\vec{n}_i$  (voir figure 1). Pour un objet fermé, la somme des MVC, nom-

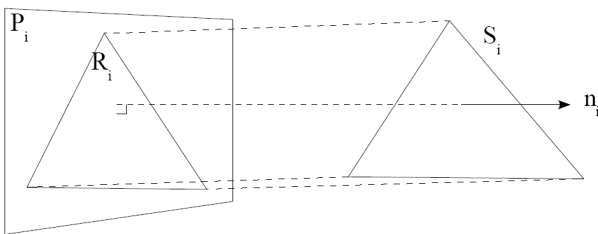


FIGURE 1 – Mass Vector Chain

mée *Mass Vector Sum* (Notée MVS), est nulle. Sinon, cela signifie qu'il reste encore des surfaces à numériser. Afin de

compléter le modèle, la NBV est celle dont la direction est décrite par le vecteur  $-\vec{MVS}$ . L'algorithme ne s'arrête que si l'objet est fermé, donc complet. Ainsi, cette méthode ne peut pas être utilisée dans le cas d'objets complexes (trous, cavités étroites, etc). *He and Li* [15] y ont ajouté une condition d'arrêt utilisant un seuil de variation de la surface. Les caractéristiques du capteur telles que la résolution souhaitée, la résolution du scanner, le champ de vue et la distance de travail ont été également intégrées dans le calcul du MVS afin d'optimiser le processus de numérisation.

*Loriot* [16] a défini des méthodes rapides de planification de prises de vues afin d'assurer une couverture maximale de la surface de l'objet à numériser. La planification se fait en ligne puisque aucune information sur l'objet et sa forme n'est disponible. La numérisation d'un objet se fait en deux étapes :

- Première phase : méthode MVC. La meilleure prise de vue suivante correspond à la vue selon la direction opposée à la normale moyenne des prises de vues précédentes (figure 6.a). Une nouvelle acquisition n'apportant pas d'informations supplémentaires signale l'arrêt de cette phase.
- Deuxième phase : Prise en charge des zones non numérisées. *Loriot* identifie une "Normale à chaque trou" en estimant un vecteur moyen orthogonal à la courbe décrivant son bord et qui indique la direction selon laquelle le scanner doit être repositionné.

### 1.3 Synthèse

Nous avons présenté deux grandes familles : les méthodes volumiques et celles surfaciques. Parmi ces méthodes nous nous inspirons des travaux de *Loriot* [16]. Cette méthode est très coûteuse en déplacements du robot surtout dans la première phase de l'algorithme car la méthode des MVC favorise de nombreux allers-retours autour de l'objet. Nous nous focalisons dans un premier temps à l'amélioration de la première phase de cette méthode. Nous ne traiterons en aucun cas les problématiques associées au pré-traitement et à l'évaluation de la qualité de données acquises.

## 2 Méthodes proposées

Un nombre élevé de vues permet d'améliorer la précision du modèle obtenu mais augmente le temps d'acquisition et le nombre de recalages. L'objectif est de réduire le nombre de prises de vues tout en déplaçant le scanner de manière efficace. Nous proposons deux méthodes d'automatisation du processus de numérisation 3D. La première méthode repose sur l'utilisation de l'enveloppe englobante (*Bounding Box*) du modèle. La deuxième est une combinaison de l'approche MVC avec la matrice de mesurabilité pour optimiser la première phase de l'algorithme de *Loriot* [16].

### 2.1 Première méthode : Bounding Box

Le problème consiste à définir la *pose* (*Position, Orientation*) du scanner. La détermination de l'orientation est

possible à partir des coordonnées des sommets de la boîte englobante lors de chaque prise de vue (les sommets, les milieux des arêtes, les centres des faces (figure 2). En considérant les paramètres du scanner et les diffé-

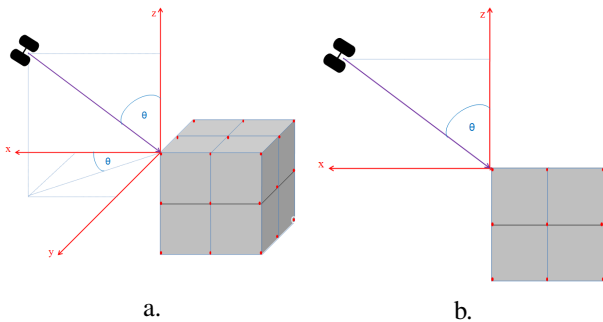


FIGURE 2 – Détermination de la position du scanner : a. Le point visé est un sommet b. Le point visé est le milieu d'une arête. Les points rouges sont les différentes orientations possibles

rentes orientations, nous déterminons son positionnement, comme l'illustre la figure 2. Trois cas se présentent :

- Le point visé est le centre d'une facette. Le scanner doit être positionné sur la perpendiculaire au plan de cette facette et à une distance  $d$  qui respecte les paramètres intrinsèques du scanner.
- Le point visé est le milieu d'une arête (figure 2.b). La droite qui définit la direction de prise de vue doit faire un angle  $\theta = \pi/4$  avec l'axe  $z$  si l'orientation appartient à la partie supérieure de l'enveloppe.  $\theta = 3\pi/4$  sinon.
- Le point visé est un sommet. la droite décrivant la direction de prise de vue doit faire un angle  $\theta = \pi/4$  avec l'axe  $z$  et sa projection dans le plan  $(o,x,y)$  vérifie la configuration décrite par la figure 2.a.

La première pose est déterminée arbitrairement et correspond à la vue de dessus. Elle remplace la première direction de prise de vue définie à partir de la boîte englobante des données acquises. Chaque phase ( $n > 2$ ) du processus d'acquisition est alors composée de trois étapes :

- Détermination de l'enveloppe englobante : identifier la pose.
- Positionnement du scanner et acquisition.
- Actualisation des dimensions de la boîte englobante.

Méthode \ Objet	Objet		
	Garfield	Tortue	Nain
MVC	28	14	14
Bounding Box	25	25	25

TABLE 1 – Comparaison du nombre d'acquisitions entre la méthode basée sur les MVC et celle basée sur le Bounding Box

La figure 3 illustre la trajectoire du scanner. Les résultats de simulation sont illustrés en figure 4. Cette mé-

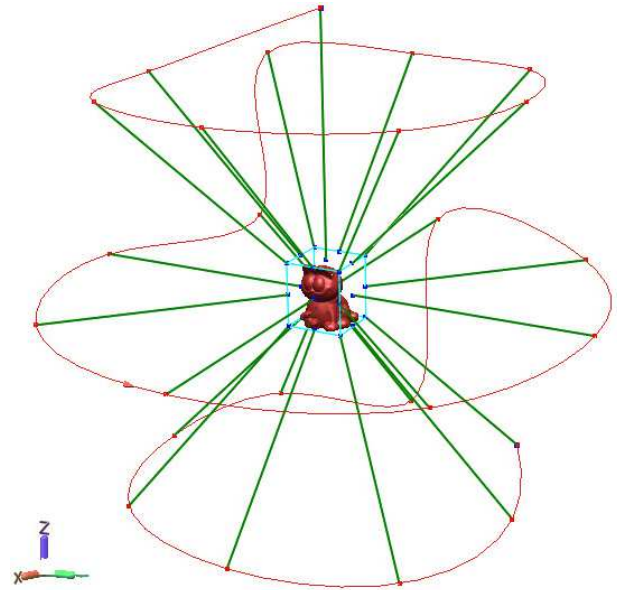


FIGURE 3 – Trajectoire parcourue par le scanner lors du processus de numérisation

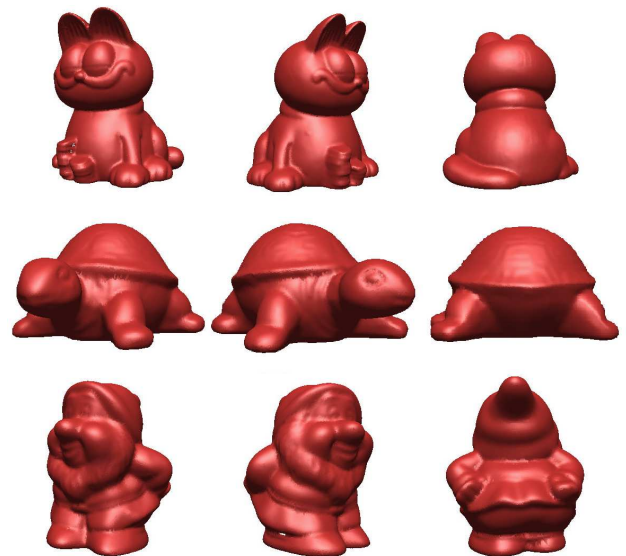


FIGURE 4 – Résultats de simulation avec la méthode de Bounding Box

thode d'acquisition est automatique mais ne gère le déplacement du scanner que de manière incrémentale en fonction d'un nombre arbitraire de positions. Plus précisément, pour chaque étape du processus, l'acquisition de nouvelles données se fait indépendamment des acquisitions précédentes. La seule information qui lie deux acquisitions successives est la taille de la boîte englobante. Pour certains objets, le problème de recalage de vues se pose. Entre deux acquisitions successives la quantité d'informations commune n'est pas suffisante pour assurer le recalage. De plus,

la méthode ne prend pas en compte les limitations matérielles du système d'acquisition telles que les limitations géométriques, les singularités pour un système robotique, etc. D'où l'intérêt de passer à une méthode qui assure le recalage.

## 2.2 Deuxième méthode : OAC

La deuxième stratégie de numérisation que nous proposons, nommée *OAC (Orientation, Angle et reCouvrement)*, tire partie des travaux de Lorient [16] tout en réduisant le coût de déplacement du robot. Ce coût est très élevé surtout dans la première phase de l'algorithme car la méthode des MVC favorise les directions de prises de vues décrites par le vecteur inverse de celui de l'orientation principale des surfaces acquises.

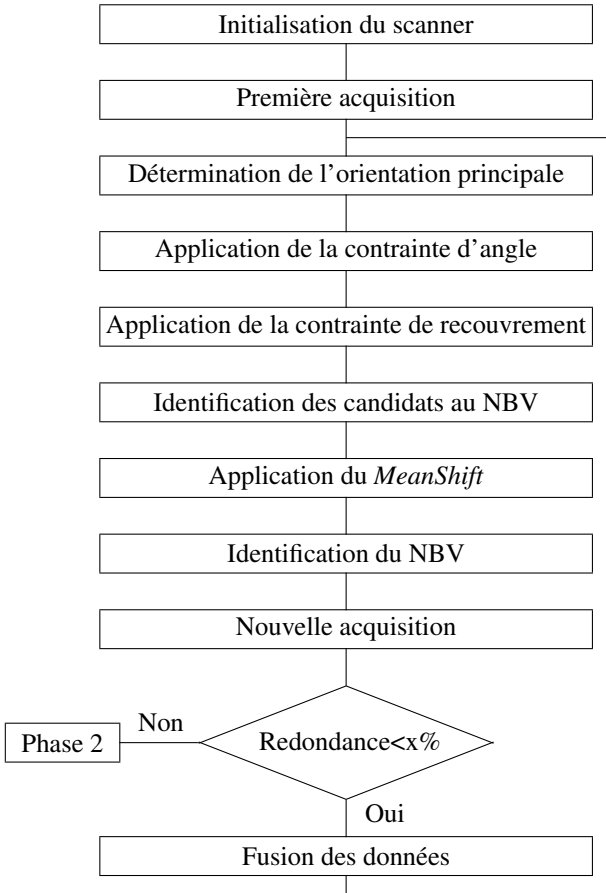


FIGURE 5 – Différentes étapes de la méthode OAC

L'idée consiste alors à considérer uniquement de faibles déplacements autour de la dernière position du scanner. Comme le montre la figure 6.b, le nouveau candidat au NBV est sélectionné parmi les directions de prises de vues permettant de couvrir une partie des données déjà scannées. La figure 5 illustre les différentes étapes de détermination de la meilleure prise de vue future. En phase d'initialisation, les normales des facettes acquises sont toutes

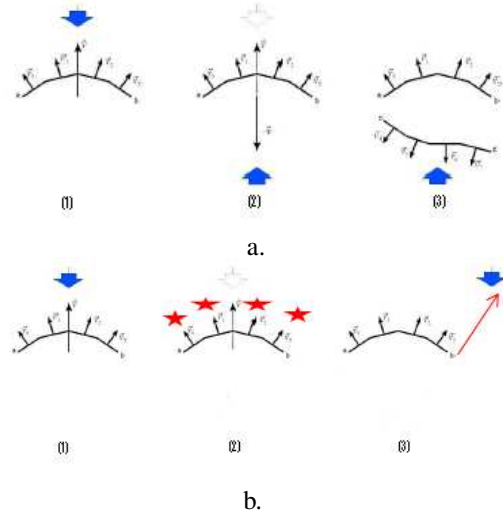


FIGURE 6 – a. Estimation par les MVC [16] b. Nouvelle identification du NBV

candidates pour la NBV. Les directions choisies doivent vérifier deux critères d'orientation et de recouvrement. En effet, après initialisation du scanner et acquisition d'une première vue arbitraire, nous déterminons l'orientation principale de la partie scannée définie par sa MVS. Une première sélection des candidats au NBV se fait en appliquant un critère d'orientation. Nous considérons uniquement les normales qui font un angle  $\alpha^n \in [\alpha_{min}^n, \alpha_{max}^n]$  avec l'orientation principale.  $\alpha_{min}^n$  et  $\alpha_{max}^n$  sont déterminés à chaque itération par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \alpha_{min}^n = \alpha_{moy}^n \\ \alpha_{max}^n = \alpha_{moy}^n + \alpha_{ET}^n \end{cases} \quad (2)$$

$\alpha_{moy}^n$  et  $\alpha_{ET}^n$  sont respectivement la valeur moyenne de l'orientation et son écart type à l'étape  $n$ .

Ce critère permet de faire une présélection des candidats au NBV auxquels on applique un deuxième critère dit de recouvrement. Dans cette étape, nous calculons *la matrice de*

	$v_1^n$	$v_2^n$	$v_3^n$	$v_4^n$	$v_5^n$	$v_6^n$
$s_1^n$	1	0	1	1	1	0
$s_2^n$	1	0	0	0	1	0
$s_3^n$	0	0	1	0	0	1
$s_4^n$	0	0	0	0	0	0
$s_5^n$	0	1	1	0	1	0
$s_6^n$	1	1	0	0	0	0
$s_7^n$	0	0	1	1	0	1
$s_8^n$	0	1	0	0	0	0
$s_9^n$	0	1	1	0	1	0
$s_{10}^n$	1	1	1	0	0	0
$s_{11}^n$	0	1	1	1	1	0
$r^n$	0.36	0.54	0.63	0.27	0.45	0.18

TABLE 2 – Matrice de mesurabilité

mesurabilité  $M$  introduite par Scott [18]. Les colonnes de  $M$  représentent les points de vue  $v_j^n$  vérifiant la première contrainte, tandis que les lignes représentent les facettes  $s_i^n$  de la partie déjà scannée. La matrice de mesurabilité  $M$  est binaire (voir table 2). L'élément  $m_{i,j}^n$  vaut :

- 1 si la facette si est visible depuis la position  $v_j^n$ .
- 0 sinon.

L'étude de la visibilité des facettes permet de déterminer le nombre de facettes visibles pour chaque candidat et son taux de recouvrement  $r_j^n$  défini par :

$$r_j^n = F_j^n / Ft^{n-1} \quad (3)$$

où  $F_j^n$  et  $Ft^{n-1}$  sont respectivement le nombre de facettes visibles à partir de la position  $j$  et le nombre totale des facettes obtenues à la fin de l'acquisition ( $n - 1$ ). L'application du critère de recouvrement se résume à ne considérer que les candidats qui ont un taux de recouvrement  $r_j^n \in [r_{min}^n, r_{max}^n]$  tel que :

$$\begin{cases} r_{min}^n = r_{moy}^n - r_{ET}^n \\ r_{max}^n = r_{moy}^n \end{cases} \quad (4)$$

À l'issue de l'application des deux critères, tous les points de vues ont la même probabilité d'être sélectionnés pour la prochaine acquisition. Nous appliquons ensuite la technique du *Mean Shift* [19] à l'ensemble de ces points de vues. Le *Mean Shift* est un algorithme itératif et non pa-

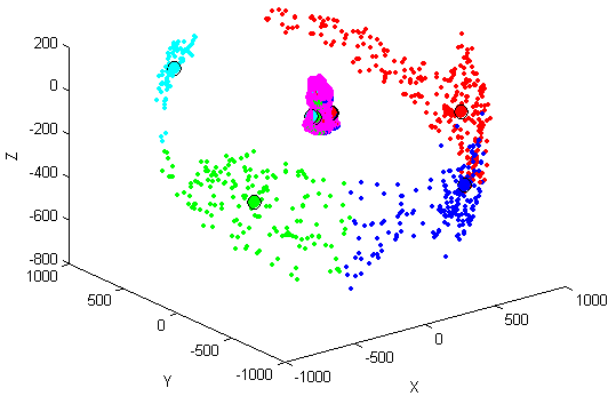


FIGURE 7 – Détermination de quatre modes principaux par *Mean Shift*

ramétrique dont l'idée principale est de traiter les données dans l'espace à  $n$ -dimensions comme une fonction empirique de la densité de probabilité où les régions denses dans cet espace correspondent aux maxima locaux ou modes de cette distribution. Les données associées avec le même point fixe sont considérées comme des membres du même cluster. Chaque mode est un vecteur à six dimensions décrivant la pose du scanner. Il n'y a donc pas de décorrélation entre l'indicateur de position et celui d'orientation lors de

la détermination d'un point de vue potentiel. La NBV est alors le mode qui a le plus grand nombre de descripteurs. En remarque, le nombre de modes est fixé à quatre de manière empirique (voir figure 7), mais son influence et son ajustement feront l'objet de travaux futurs. Le scanner est ensuite positionné pour une nouvelle acquisition. Le critère d'arrêt est une forte redondance entre deux acquisitions successives. Cette méthode permet la reconstruction progressive des objets tout en respectant une trajectoire précise décrite par le sens d'ajout de nouvelles informations. En effet, l'ajout de nouvelles données issues de l'étape  $n$  assure le déplacement de l'orientation principale de la partie scannée jusqu'à l'étape ( $n - 1$ ). Ce déplacement est guidé par la partie nouvellement acquise. Cette méthode

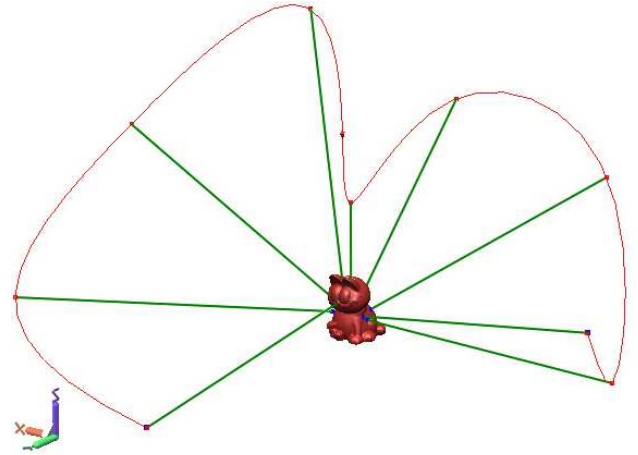


FIGURE 8 – Trajectoire du scanner lors de la numérisation par la méthode OAC

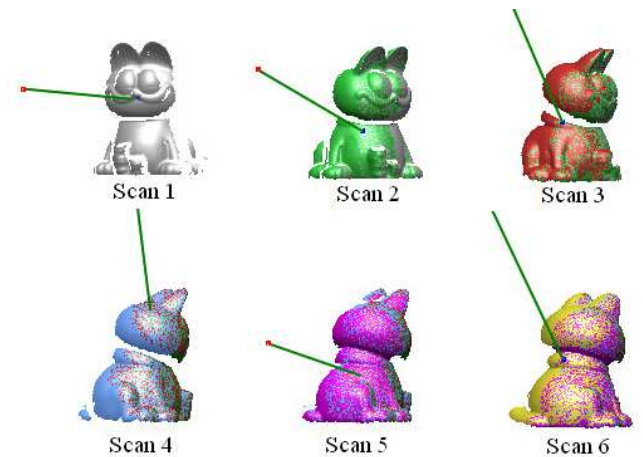


FIGURE 9 – Acquisitions successives par la méthode OAC

permet de résoudre deux problèmes principaux qui sont le recalage des vues et la gestion des contraintes physiques du système d'acquisition. Quant au problème des limita-



tions physiques du système de positionnement, la solution est obtenue par la technique du *Mean Shift* qui nous permet d'avoir plusieurs modes, donc plusieurs alternatives de positionnement du scanner, assurant une bonne gestion des singularités.

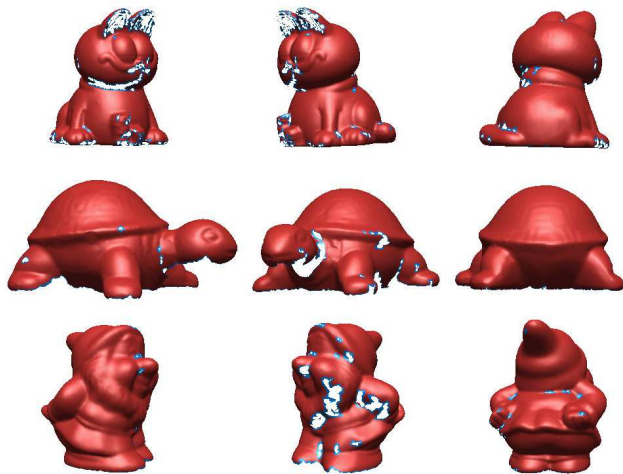


FIGURE 10 – Résultats de simulation avec la méthode OAC

La figure 9 présente les résultats de la numérisation du Garfield lors des six premières acquisitions. La trajectoire du scanner, décrite par la figure 8, montre que la reconstruction du modèle 3D se fait de manière progressive tout en tournant autour de l'objet. Après plusieurs acquisitions, l'algorithme OAC converge lorsque les critères d'angle et de recouvrement ne sont plus assez discriminants, ce qui correspond à l'équivalent de la première phase de l'algorithme de *Loriot* et est illustré en figure 10. On applique la seconde phase de *Loriot* pour compléter les données manquantes. On obtient ainsi des résultats de qualité équivalente en tenant compte des coûts de déplacement du robot.

### 3 Conclusion et travail futur

Nous avons présenté deux méthodes automatiques et générales de numérisation 3D. La première méthode, nommée *Bounding Box*, est basée sur la planification de prises de vues en fonction des dimensions de la boîte englobante des données acquises à chaque étape. Cette méthode est caractérisée par sa simplicité mais ne prend pas en compte les singularités. La deuxième méthode, nommée *OAC*, est une combinaison des MVC avec la matrice de mesurabilité et permet de déterminer une trajectoire prenant en compte les singularités tout en obtenant des résultats similaires avec *Loriot* et en garantissant un recalage robuste entre les acquisitions successives. Les travaux en cours portent sur l'étude des critères utilisés (robustesse, ajout d'autres critères, etc.). Les travaux futurs consisteront à améliorer la deuxième phase de *Loriot*.

### Références

- [1] Mehdi-Souzani, C., *Numérisation 3D intelligente d'objets de formes inconnues basée sur des critères de qualité*, PhD thesis, Laboratoire Universitaire de Recherche Production Automatisée, Ecole Normale Supérieure de Cachan (Juin 2006).
- [2] Scott, W. R., Roth, G., and Rivest, J.-F., "View planning for automated three-dimensional object reconstruction and inspection," *ACM Comput. Surv.* **35**(1), 64–96 (2003).
- [3] Abidi, B., "Automatic sensor placement," in [*SPIE Conf. on Intelligent Robots and Computer Vision XIV*], **2588**, 387–398 (October 1995).
- [4] Reed, M. K., *Solid Model Acquisition from Range Imagery*, PhD thesis, Columbia University (1998).
- [5] Massios, N. A. and Fisher, R. B., "A best next view selection algorithm incorporating a quality criterion," in [*BMVC*], (1998).
- [6] Munkelt, C., Denzler, J., and Kuhmstedt, P., "Incorporation of a-priori information in planning the next best view," (2006).
- [7] Connolly, C. I., "The determination of next best views," in [*Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*], **2**, 432–435, IEEE Computer Society, St. Louis, Mo., USA (March 25-28 1985).
- [8] Banta, J. E., Zhien, Y., Wang, X. Z., Zhang, G., Smith, M. T., and Abidi, M. A., "A "best-next-view" algorithm for three-dimensional scene reconstruction using range images," in [*In Intel. Robotics and Comp. Vision XIV session of Intel. Sys. and Advanced Manufacturing Symp. SPIE*], 418–29 (1995).
- [9] Maver, J. and Bajcsy, R., "Occlusions as a guide for planning the next view," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **15**(5), 417–433 (1993).
- [10] Maver, J., Leonardis, A., and Solina, F., "Planning the next view using the max-min principle," in [*CAIP '93 : Proceedings of the 5th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*], 543–547, Springer-Verlag, London, UK (1993).
- [11] Lim Low, K., "An adaptive hierarchical next-best-view algorithm for 3d reconstruction of indoor scenes," tech. rep., Proceedings of 14th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications (Pacific Graphics) (2006).
- [12] Wenhardt, S., Deutsch, B., Angelopoulou, E., and Niemann, H., "Active visual object reconstruction using d-, e-, and t-optimal next best views," in [*CVPR*], (2007).
- [13] Olague, G., *Planification du placement de caméras pour des mesures 3D de précision*, PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble (Octobre 1998).

- [14] Yuan, X., "A mechanism of automatic 3d object modeling," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **17**(3), 307–311 (1995).
- [15] He, B. W. and Li, Y. F., "A next-best-view method with self-termination in active modeling of 3d objects," in *IROS'06*, 5345–5350 (2006).
- [16] Loriot, B., *Automatisation de l'Acquisition et des Post-traitements en Numérisation 3D*, PhD thesis, Laboratoire d'Electronique, Informatique et Image, Université de Bourgogne (Mars 2009).
- [17] Rozenwald, G. F., *Fully Automatic 3D Digitization of Unknown Objects*, Master's thesis, University of Burgundy (2009).
- [18] Scott, W., "Model-based view planning," tech. rep., National Research Council of Canada (2005).
- [19] Comaniciu, D. and Meer, P., "Mean shift : A robust approach toward feature space analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **24**, 603–619 (2002).