



**HAL**  
open science

## Trois algorithmes intelligents pour la numérisation 3D automatique d'objets inconnus

Souhail Khalfaoui, Ralph Seulin, Yohan Fougerolle, David Fofi

► **To cite this version:**

Souhail Khalfaoui, Ralph Seulin, Yohan Fougerolle, David Fofi. Trois algorithmes intelligents pour la numérisation 3D automatique d'objets inconnus. Orasis, Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Jun 2013, Cluny, France. hal-00829400

**HAL Id: hal-00829400**

**<https://hal.science/hal-00829400>**

Submitted on 5 Jun 2013

**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.

# Trois algorithmes intelligents pour la numérisation 3D automatique d'objets inconnus

S. KHALFAOUI<sup>1</sup>

R. SEULIN<sup>2</sup>

Y. FOUGEROLLE<sup>2</sup>

D. FOFI<sup>2</sup>

<sup>1</sup> VECTEO SAS

<sup>2</sup> Laboratoire d'Electronique, Informatique et Image LE2I UMR-CNRS 6306

12 Rue de la Fonderie 71200 Le Creusot  
souhaie.khalfaoui@vecteo.com  
ralph.seulin@u-bourgogne.fr

## Résumé

*Ce papier propose trois approches itératives et intelligentes de planification de vue pour la numérisation 3D d'objets sans connaissance a priori de leurs formes. La première méthode est une approche simple et naïve basée sur la génération d'un ensemble de points de vues par échantillonnage régulier de l'enveloppe englobante des données acquises. La deuxième méthode est basée sur une analyse de l'orientation des différentes parties acquises. La troisième méthode vise à explorer les parties de l'objet qui figurent dans la limite du champ de visibilité et est basée sur un couplage de la visibilité angulaire avec la visibilité réelle par lancer de rayons. Les résultats de numérisation d'objets de différentes classes de complexité sont présentés et prouvent l'efficacité et la robustesse de nos approches.*

## Mots Clef

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

## Abstract

*This paper presents three 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 an analysis of the orientation of the scanned part. The third method explore the barely visible surfaces and is a combination of the angular visibility and the real one by ray tracing. Tests with objects of different complexity classes were performed. The results of digitization are provided and prove the efficiency and the robustness of our approaches.*

## Keywords

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

## 1 Introduction

La numérisation tridimensionnelle permet de mesurer les formes d'un objet pour en créer un fichier numérique ap-

pelé *Modèle numérique 3D*. De plus en plus performante, elle ouvre de nouvelles voies dans une kyrielle de secteurs tels que l'industrie, le patrimoine et le médical. Cette diffusion s'explique en grande partie par la performance accrue des capteurs 3D en terme de rapidité et de qualité de la mesure. Cependant, les performances du système de numérisation ne définissent pas, à elles seules, la qualité du modèle final de l'objet ni le coût de l'opération de numérisation. La démarche d'exploitation de l'équipement constitue un facteur clé d'une numérisation 3D efficace, réussie et peu coûteuse. La numérisation telle que pratiquée aujourd'hui repose essentiellement sur les connaissances de l'opérateur qui la réalise. En effet, ce dernier analyse les données déjà acquises, décide de la prochaine position d'acquisition, positionne le système de mesure et lance la nouvelle acquisition. Ainsi, la numérisation manuelle est très coûteuse en ressources humaines et matérielles et son résultat dépend fortement du niveau de technicité de l'opérateur. Il en résulte alors un besoin d'apporter une assistance à la numérisation par la définition de stratégies adaptées. Celles-ci doivent conduire à une qualité attendue des données et à une indépendance par rapport au savoir-faire de l'opérateur. Il est donc nécessaire d'automatiser l'ensemble du processus de numérisation 3D et de réduire au maximum l'influence d'un opérateur humain. L'automatisation de la numérisation 3D nécessite un positionnement automatique du système de mesure à chaque étape du processus d'acquisition. Dans ce contexte, la planification de vue (*View planning*) a pour objectif de déterminer le positionnement optimal de l'outil de mesure afin d'aboutir à une numérisation complète de l'objet à partir de la connaissance des vues précédentes en minimisant le nombre d'acquisitions. Dans le cas de mesure sans contact, les différentes méthodes de placement de capteur s'appuient sur la notion de visibilité. La recherche de la meilleure prise de vue suivante ou *Next Best View* (notée NBV) est en général guidée par la maximisation de la quantité d'informations non vues (non acquises) qui pourront être vues à la prise de mesure suivante.

Ce papier est organisé comme suit. Dans la section suivante, nous présentons un aperçu des travaux portant sur la planification de vues pour l'automatisation de la numérisation 3D. Dans la section 3, nous exposons nos méthodes de planification de la NBV. Nous évaluons ensuite, dans la section 4, les différentes approches et présentons un comparatif de leurs performances lors de la numérisation d'un ensemble d'objets de différentes classes de complexité. Nous concluons dans la section 5.

## 2 Travaux antérieurs

Peu nombreux sont les travaux qui portent sur la planification de vue pour la numérisation 3D automatique et intelligente d'objets de formes inconnues. Les revues englobant aussi bien les premières approches dans ce domaine que les progrès les plus récents, ont été publiées par *Scott et al.* [1], et plus récemment *Chen et al.* [2]. Les méthodes permettant la localisation des meilleurs points de vues suivants peuvent être classées en deux familles à savoir : les méthodes volumiques et les méthodes surfaciques.

L'approche volumique pour la planification de vue est basée sur l'analyse et la connaissance de l'état de l'espace de travail et utilise la *voxelisation* pour étiqueter ses différentes parties comme occupées ou vides. *Connolly* [3] a utilisé une structure *octree* afin de représenter l'espace de travail voxelisé. Deux algorithmes ont été proposés pour la détermination de la NBV : le *Planetarium Algorithm* et le *Normal Algorithm*. Le premier algorithme cherche à explorer les parties non visibles de l'objet et est capable de détecter les auto-occultations. Le second algorithme compte les voxels ayant des voisins vides. Les valeurs maximales sur chaque axe définissent le vecteur de direction pour la prochaine prise de vue. *Abidi* [4] a adapté le concept d'entropie en théorie de l'information à ce problème notamment par la conception d'une fonction d'utilité. Cette dernière permet de qualifier la quantité d'informations recueillies sur l'objet à chaque étape du processus d'acquisition. La nouveauté de la solution proposée par *Massios and Fisher* [5] est l'introduction d'un critère de qualité en plus du critère de visibilité utilisé dans de nombreux travaux. Le critère de visibilité privilégie les directions d'acquisition maximisant la quantité de voxels occultés qui seront vus à partir des nouvelles vues. Quant au critère de qualité, il vise à obtenir des vues qui permettent d'améliorer la qualité globale des données de surfaces acquises. 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. Dans un contexte d'exploration par robot humanoïde, *Foissotte*

*et al.* [7] ont proposé une méthode de planification de vue basée sur la combinaison d'une contrainte de visibilité et d'une contrainte de stabilité. Cette contrainte permet d'assurer une posture statique stable du robot au moment de l'acquisition d'images.

Contrairement à l'approche volumique basée sur l'analyse et la connaissance de l'état de l'espace de travail, l'approche surfacique utilise les caractéristiques de surface des données acquises afin de déterminer la prochaine direction d'acquisition. Un des plus anciens travaux sur la planification de prises de vue par méthode surfacique est celui de *Maver and Bajcsy* [8] basé sur la détection des zones d'occultations de la caméra et du laser. Les zones d'ombres sont alors approximées par des polygones. La meilleure vue suivante sera celle d'où le maximum de polygones est visible. L'approche formulée par *Low and Lastra* [9] prend en compte plusieurs contraintes pour la planification de prises de vues : des contraintes d'acquisition liées au capteur et des contraintes de qualité afin d'assurer une reconstruction d'une qualité donnée. *Olague and Mohr* [10] ont ramené le problème de l'automatisation du processus de numérisation à un problème d'optimisation. Le critère à optimiser est construit à partir de l'incertitude du processus de reconstruction caractérisée par sa matrice de covariance. *Yuan* [11] a introduit les *Mass Vector Chains (MVC)* pour caractériser les modèles fermés. Il a été démontré que l'orientation principale d'un objet fermé est nulle. Sinon, cela signifie qu'il reste encore des surfaces à numériser. Afin de compléter le modèle, la NBV est définie par la direction opposée à l'orientation principale des données précédemment acquises. 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). *Loriot et al.* [12] ont défini une approche permettant d'assurer une couverture maximale de la surface de l'objet. La numérisation se fait dans un premier temps par la méthode *MVC*. A l'issue de cette première étape, le modèle 3D obtenu est incomplet (existence de trous). Afin de le compléter, *Loriot et al.* [12] estiment la normale moyenne de chaque trou qui définit la prochaine direction d'acquisition. Les trous de grande taille sont traités en premier. L'approche développée par *Dunn et al.* [13] repose sur la recherche de l'équilibre entre la réduction de l'incertitude géométrique de la reconstruction de primitives et la fiabilité des mesures. La méthode de planification proposée par *Kriegel et al.* [14] est basée sur l'estimation de la courbure des bords en les assimilant à des quadriques. Les candidats à la NBV sont définis par les normales au points centraux des quadriques. La sélection de la NBV se fait selon la trajectoire de numérisation imposée par l'opérateur.

Les méthodes volumiques peuvent être qualifiées comme étant des méthodes à deux phases. La reconstruction de la surface passe d'abord par la voxelisation de l'espace

de travail, ensuite sont déduites les informations de surface. En revanche, les méthodes surfaciques sont plus intuitives et exploitent directement les attributs de surface et les données brutes acquises. En plus, les technologies de numérisation ont atteint un niveau de maturité de développement très élevé permettant d’acquérir des données denses et de haute qualité. Cette richesse rend les méthodes surfaciques plus adaptées et plus efficaces pour la numérisation automatique. C’est pourquoi nous adopterons l’approche surfacique pour le développement de nos méthodes de planification de vues.

### 3 Méthodes proposées

Le but de ce travail est de générer automatiquement un modèle 3D complet d’objets inconnus et complexes. L’acquisition doit se faire avec un minimum de vues et en déplaçant efficacement le système de mesure. Trois approches itératives et intelligentes sont présentées. La première méthode est basée sur la génération d’un ensemble de points de vues par échantillonnage régulier de l’enveloppe englobante des données acquises [15]. La deuxième méthode *Orientation Clustering (OC)* [16] génère un ensemble NBVs assurant ainsi plusieurs alternatives positionnement tout en apportant plus d’intelligence à la planification de vue. L’approche est basée sur une analyse de l’orientation des différentes parties acquises. La troisième méthode *Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)* imite le comportement humain lors de la découverte de nouveaux objets en axant l’exploration sur les parties de l’objet qui figurent dans la limite du champ de visibilité.

#### 3.1 Première méthode : Bounding Box

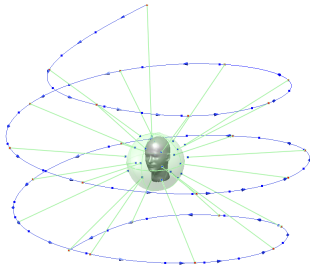


FIGURE 1 – Utilisation d’une boîte englobante sphérique pour la définition des poses du scanner.

Dans l’hypothèse où l’objet peut être assimilé à une forme simple, les poses de numérisation peuvent être définies arbitrairement à partir de sa boîte englobante. Afin de générer les points de vues nécessaires à la numérisation, nous considérons une représentation grossière de l’objet. Celui-ci est approximé par une enveloppe simple à partir de laquelle  $n$  points de vues sont calculés par échantillonnage régulier de sa forme. Le scanner est ensuite déplacé autour de l’objet selon une trajectoire en spirale assurant une reconstruction grossière de son modèle

3D. Cette enveloppe peut être une sphère (figure 1), un parallélépipède rectangle, cylindre ou bien d’autres formes.

La première pose est déterminée arbitrairement et correspond à la vue de dessus à partir de laquelle les premières données seront acquises et serviront comme entrée pour notre algorithme. Chaque phase  $i$ ,  $2 < i < n$ , du processus d’acquisition est composée de trois étapes :

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

#### 3.2 Deuxième méthode : *Orientation Clustering (OC)*

Cette méthode est basée sur l’analyse de l’orientation des données acquises à chaque étape du processus d’acquisition puisque nous ne conjecturons aucune connaissance a priori sur la forme de l’objet. Les différentes orientations des surfaces élémentaires acquises sont classées afin de déterminer un ensemble de NBVs potentielles. Ceci permet d’éviter les problèmes liés aux configurations inaccessibles et assure de nombreuses alternatives de positionnement du scanner. La direction de vue suivante est choisie parmi les candidats qui satisfont toutes les contraintes du système de numérisation. Les principales étapes de la procédure de génération de la NBV sont illustrées dans la figure 2 et sont décrites en détail ci-dessous pour la  $i^{me}$  étape du processus d’acquisition.

**Analyse des données.** A chaque étape du processus d’acquisition, toutes les surfaces déjà acquises sont recalées et fusionnées afin d’obtenir un maillage unique  $Sh^i$ . Le modèle résultant est ensuite analysé afin de déterminer ses caractéristiques. L’orientation principale, *Mass Vector Sum*  $MVS^i$ , des parties numérisées de l’objet est extraite en utilisant la technique MVC [11]. Une idée clé de notre algorithme est de ne considérer que de faibles déplacements autour de la dernière position du scanner. L’orientation du  $MVS^i$  change en fonction et en direction des données nouvellement acquises. Ainsi, la définition des nouvelles directions d’acquisitions peut se faire par analyse de l’orientation des données capturées par rapport au  $MVS^i$ . Le nouveau candidat à la NBV est sélectionné pour couvrir une partie des données déjà numérisées afin de minimiser les problèmes de recalage en assurant suffisamment de recouvrement entre les acquisitions successives. L’orientation élémentaire de chaque élément de surface est ainsi calculée et enregistrée dans un vecteur d’orientation globale  $\theta^i$ . Afin d’éliminer les directions de vue proches du  $MVS^i$ , nous appliquons un critère d’orientation qui permet une première sélection des candidats à la NBV. Ceci permet de se focaliser plus sur les données des bords. Dans l’hypothèse où les données acquises ne sont pas bruitées, on ne considère que les normales formant un angle  $\theta^i > \theta_s^i$  avec la direction du  $MVS^i$ .  $\theta_s^i$  est un angle seuil déterminé

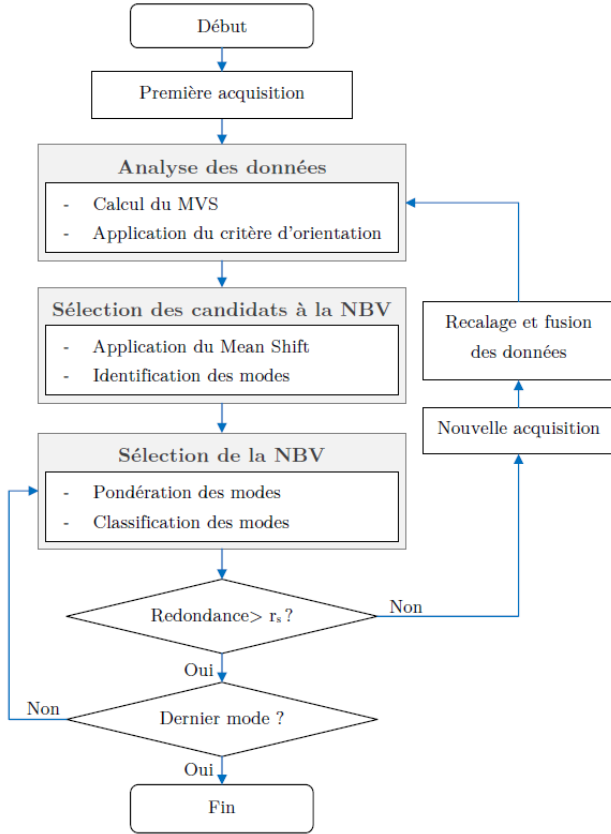


FIGURE 2 – Synoptique de la méthode *Orientation Clustering (OC)* [16].

à chaque itération.

**Sélection des candidats à la NBV.** Après application du critère d'orientation, toutes les directions d'acquisitions ont la même probabilité d'être sélectionnées pour la prochaine acquisition. Par conséquent, une étape de *clustering* permet d'extraire un ensemble de vues les plus représentatives pour la numérisation. La technique de classification choisie doit assurer une identification rapide et fiable des principaux modes, et ne doit exiger aucune connaissance préalable de leur nombre et de leurs formes. C'est pourquoi nous avons adopté la technique de classification *Mean Shift* [17]. C'est un algorithme itératif et non paramétrique dont l'idée principale est de traiter les données dans l'espace à  $p$ -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. La planification de la NBV est essentiellement composée des deux problèmes principaux : déterminer les zones cibles à numériser et positionner le scanner pour les acquérir [18]. La technique du *Mean Shift* résout les deux problèmes à la fois puisque l'ensemble des données à partitionner est formé des poses (positions, orientations) du système d'acquisition extraites après application du critère d'orientation. Par conséquent,

chaque élément est un vecteur à six dimensions ( $p = 6$ ) décrivant la pose du scanner (voir figure. 3). Donc, il n'y a pas de découplage entre l'indicateur de position et celui d'orientation lors de la détermination d'un point de vue potentiel.

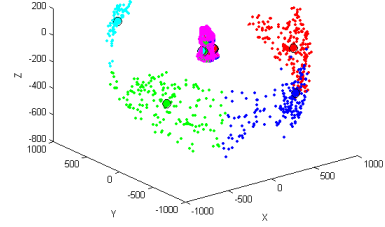


FIGURE 3 – Détermination de quatre modes principaux par *Mean Shift*.

**Sélection de la NBV.** Comme l'objectif est d'explorer les parties invisibles, un poids  $w_k^i$  est attribué à chaque direction de vue possible  $k$  et est déterminé selon son orientation par rapport au  $MVS^i$  :

$$w_k^i = \frac{\theta_k^i}{\theta_{max}^i} \quad (1)$$

où  $\theta_{max}^i$  est la valeur maximale d'angle dans le vecteur d'orientation  $\theta^i$ . Supposons que la  $i^{me}$  étape identifie  $j$  clusters  $C^{i,l}$ ,  $l = 1 : j$ . Le poids  $W^{i,l}$  assigné au  $l^{me}$  cluster est déterminé par moyennage des poids élémentaires des différents points de vues appartenant au même ensemble (classe du cluster concerné). Ce poids est donné par la relation suivante :

$$W^{i,l} = \frac{1}{n^{i,l}} \sum_{k=1}^{n^{i,l}} w_k^{i,l} \quad (2)$$

$n^{i,l}$  est le nombre de descripteurs qui forment l'ensemble assigné au mode  $C^{i,l}$ . Les clusters sont ensuite triés en fonction de leur poids et la NBV est le cluster qui a le score le plus élevé. L'algorithme passe à la NBV suivante (cluster ayant un poids moins élevé que celui d'avant) si le taux de redondance  $r^i$  entre deux acquisitions successives est supérieur à un seuil  $r_s$ .

### 3.3 Troisième méthode : Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)

La plupart des méthodes de planification de vues sont basées sur l'approche de *visibilité* pour définir les positions à partir desquelles les points de la surface de l'objet sont visibles et non occultés. La visibilité est déterminée par plusieurs contraintes liées au système de mesure et à l'objet lui-même. La méthode *Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)* est composée principalement de deux étapes : l'identification des points cibles et la génération de points de vues. La première étape est basée sur le contrôle de la visibilité par lancer de rayons. Les points de vues

sont ensuite partitionnés par *Mean shift* pour déterminer un ensemble de NBVs. La figure 4 illustre les différentes étapes de la procédure de planification automatique de la NBV.

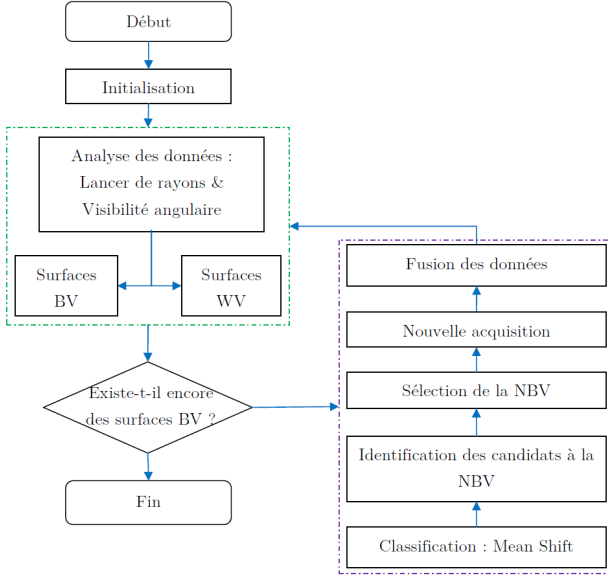


FIGURE 4 – Synoptique de la méthode *Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)*.

**Étude de visibilité.** Un élément de surface  $f_j$  est visible si le produit scalaire de sa normale  $n_j$  et la direction de vue du capteur  $d_i$  est positif [2] :

$$d_i \cdot n_j = \|d_i\| \|n_j\| \cos(\alpha_j^i) > 0, \quad (3)$$

ce qui donne  $0 \leq |\alpha_j^i| < \pi/2$ . Dans l'hypothèse où il n'y a pas d'occultations entre le capteur et l'objet et que l'objet est totalement dans le champ de vision du capteur, l'indicateur de la visibilité est la valeur de  $\cos(\alpha_j^i)$  comprise entre 0 et 1. Pour notre application, nous avons fixé l'angle seuil de visibilité tel que  $\cos(\alpha_j^i) = 0.5$ . Cette valeur centrale donne  $\alpha_{th} = \pi/3$ , ce qui correspond parfaitement aux recommandations des fabricants de scanners 3D. Cette valeur seuil permet de définir deux ensembles de surfaces. Nous notons  $WV$  l'ensemble des facettes bien visibles (*Well Visible surfaces*) et  $BV$  l'ensemble des facettes moyennement visibles (*Barely Visible surfaces*). Selon cette classification, un poids peut être attribué à chaque facette  $f_j$  des données acquises :

$$V_a^i(f_j) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq \alpha_j^i \leq \pi/3 \quad (f_j \in WV) \\ 0 & \text{sinon} \quad (f_j \in BV) \end{cases}, \quad (4)$$

où  $V_a^i(f_j)$  est la visibilité angulaire de la facette  $f_j$  (définie en fonction de la valeur de l'angle entre la direction de la vue  $d_i$  et la normale  $n_j$  de  $f_j$ ). Le but de notre stratégie consiste alors à explorer au maximum les données moyennement visibles afin de les rendre bien visibles. La NBV est la vue qui permet d'acquérir un maximum de surfaces  $BV$ , assurant ainsi une amélioration de leur qualité

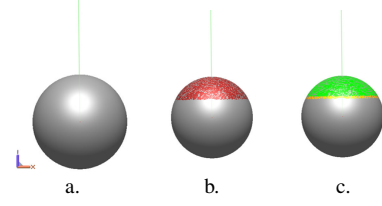


FIGURE 5 – Identification des deux ensembles de surfaces : a. Positionnement du scanner b. Les données acquises sont colorées en rouge c. Classification des données : les données en vert représentent les facettes bien visibles  $WV$  et celles en jaune représentent les données moyennement visibles  $BV$ .

d'acquisition.

La visibilité angulaire doit être vérifiée, à chaque étape du processus de numérisation, pour toutes les directions de vue précédentes afin de déterminer les deux ensembles  $WV$  et  $BV$ . Ce critère classe les données sans prise en compte des occultations et ne garantit pas la visibilité d'un élément de surface. En effet, les objets peuvent contenir des cavités qui génèrent des occultations empêchant l'acquisition de ce qui pourrait être théoriquement acquis. Par conséquent, il est nécessaire d'introduire un critère supplémentaire afin de vérifier si les facettes sont effectivement bien visibles et d'assurer une classification correcte des données occultées. Ainsi, la visibilité est d'abord testée selon la valeur angulaire  $V_a^i(f_j)$  et puis vérifiée par *Lancer de rayons*  $V_r^i(f_j)$  afin d'éviter une mauvaise classification des données et de détecter les parties occultées.

**Visibilité par lancer de rayon.** Le *lancer de rayons* [19] (*ray tracing*) constitue une étape clé pour la détermination de l'ensemble des données réellement visibles. L'approche est simple car le rendu est restreint à la recherche d'une intersection entre l'objet et une ligne. Cette technique est aussi très puissante parce qu'elle permet d'avoir le rendu de tout type d'objet. Cependant, une application brutale et naïve de cette méthode pour tous les points de vues et toutes les données acquises serait très coûteuse en temps d'exécution. Il est ainsi nécessaire d'assurer une vérification rapide et efficace afin de conserver le calcul en ligne. Par conséquent, la visibilité avec le *lancer de rayons* est testée uniquement pour les surfaces bien visibles. La visibilité angulaire et par lancer de rayons sont vérifiées pour chacune des directions de vue précédentes  $d_{k=1, \dots, i}$ . La normale  $n_j$  d'une facette  $f_j$  est une candidate à la NBV si elle appartient à l'ensemble  $E^i$  défini par :

$$E^i = \bigcap_{k=1}^i BV^k. \quad (5)$$

Nous pouvons ainsi définir la fonction de coût de notre algorithme comme :

$$F(n_j) = \max_{p=1:i} \{ \min \{ V_a^p(f_j), V_r^p(f_j) \} \} \quad (6)$$

où  $p$  est l'indice de la vue précédente. Cette métrique permet de ne traiter que les surfaces moyennement visibles identifiées à partir des données acquises jusqu'à la  $i^{me}$  acquisition. L'orientation des éléments de surfaces  $BV$  est ensuite analysée afin de définir les meilleures directions de vues permettant de les rendre bien visibles  $WV$ .

**Identification de la NBV.** Afin d'identifier les candidats à la NBV, les données moyennement visibles obtenues après application de la visibilité angulaire et celle par le lancer de rayons sont classifiées en appliquant la technique du *Mean Shift*. Ainsi, cette méthode hérite de l'avantage majeur de la méthode *BVSC* qui consiste à générer un ensemble de candidats à la NBV tout en assurant une meilleure gestion des occultations. Comme l'objectif de notre méthode est de couvrir au maximum les surfaces  $BV$ , la NBV est le cluster qui a le plus grand nombre de membres. Ensuite, le scanner est repositionné selon la pose générée et une nouvelle acquisition est effectuée. Toutes les données acquises sont fusionnées et sont ensuite utilisées pour définir la pose suivante du scanner. L'algorithme s'arrête lorsque toutes les surfaces sont bien visibles.

## 4 Expérimentation

Afin de bien évaluer le comportement de nos algorithmes de planification de vues, nous avons utilisé une sélection d'objets de la base de données de l'IRIS [20] (voir figure 6), dont les caractéristiques sont données dans le tableau 1. *Sukumar et al.* [21] ont caractérisé ces objets en les classant par ordre de complexité.

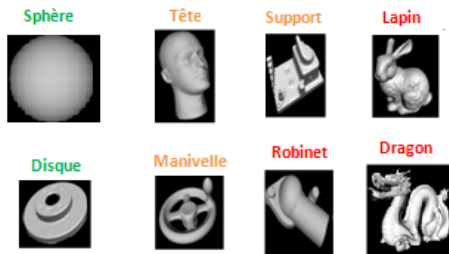


FIGURE 6 – Objets tests [20] caractérisés par *Sukumar et al.* [21] : objets simples, objets de complexité moyenne et objets complexes

Objet	V (mm)	NP	NT
Sphère	300 × 300 × 300	18626	37248
Disque	238 × 237 × 49	37332	73553
Tête	164 × 213 × 291	40.076	80148
Manivelle	103 × 103 × 74	46870	93752
Support	116 × 161 × 76	27099	54126
Robinet	64 × 69 × 125	58784	117564
Lapin	155 × 123 × 153	34834	69451
Dragon	204 × 91 × 144	435545	871306

TABLE 1 – Caractéristiques des objets tests : V, NP et NT sont respectivement le volume, le nombre de points et le nombre de triangles dans le modèle.

La sphère et le disque sont des objets simples car ils sont constitués d'un nombre réduit de surfaces élémentaires, ils sont caractérisés par une faible variation de la courbure et ils possèdent de nombreux plans de symétrie. La tête, le support et la manivelle sont des objets de complexité moyenne car ils possèdent peu de plans de symétrie et comportent un nombre important de trous et de surfaces élémentaires. Quant aux robinet, lapin et dragon, ce sont des objets complexes car ils possèdent très peu de symétries, ils sont caractérisés par une importante variation de la courbure et ils comportent beaucoup de détails fins qui nécessitent de nombreuses acquisitions.

La reconstruction d'un modèle 3D précis d'un objet de complexité moyenne, par numérisation manuelle ou par apprentissage, nécessite entre 20 et 30 acquisitions. Nous fixons ainsi le nombre de points de vues générés par la méthode *BBox* à une valeur moyenne de  $n = 25$ . Nous avons également fait le choix de répartir les positions d'acquisitions sur trois niveaux afin de couvrir au maximum la surface de l'objet. Ce choix est inspiré des pratiques manuelles de la numérisation 3D. Quant à la méthode *OC*, et dans l'hypothèse où les données acquises ne sont pas bruitées, nous avons fixé la valeur de l'angle seuil  $\theta_s^i$  à la valeur médiane du vecteur global d'orientation  $\theta^i$  ( $\theta_s^i = \theta_{median}^i$ ) car la valeur de  $\theta_{median}^i$  croît avec chaque nouvelle acquisition et est peu sensible aux données bruitées. Nous avons également fixé le seuil de redondance  $r_s$  à 97%.

La figure 7 illustre les trajectoires du scanner lors de la numérisation de trois objets selon les trois méthodes. Chacun de ces objets appartient à une classe de complexité. Le tableau 2 illustre les performances de ces méthodes pour l'ensemble des objets tests. La méthode *Bounding Box* assure un taux de couverture élevé de la surface de l'objet. En effet, ce taux atteint 100% pour des objets de formes simples (sphère et disque) et il est également important pour des objets de complexité moyenne. Ceci est justifié par le nombre élevé d'acquisitions. Cette approche 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. Ainsi, la procédure de calcul de la NBV est rapide. Cependant, cette méthode est moins efficace quand il s'agit de numériser des objets présentant des cavités tels que le dragon. Le faible taux de couverture (proche de 90%) est dû au fait que la méthode *Bounding Box* ne tient pas compte de la géométrie de l'objet. Or, l'acquisition des données présentes dans les cavités nécessite une adaptation du positionnement du capteur et une gestion efficace des occultations. Comme l'indique la figure 7.a, la trajectoire de numérisation subit une légère défor-

		Grille d'évaluation			
		--	-	+	++
Objet	Méthode		BBox	OC	BVSC
	Objets simples				
Sphere	NA	25	9	8	
	CR (%)	100	100	100	
	TL (m)	14.28	8.65	8.9	
	ET (mn)	2.2	2.1	2.4	
	NA	25	6	8	
	CR (%)	100	99.8	100	
Disque	TL (m)	14.96	6.56	7.18	
	ET (mn)	2.15	2.2	2.4	
	NA	25	13	12	
	CR (%)	97.9	98.2	98.8	
	TL (m)	14.77	16.7	14.9	
	ET (mn)	3.6	4.9	5.1	
Manivelle	NA	25	11	10	
	CR (%)	97.8	97.2	98.3	
	TL (m)	13.69	14.37	10.99	
	ET (mn)	3.7	3.1	3.9	
	NA	25	13	8	
	CR (%)	99.9	100	100	
Support	TL (m)	14.06	11.85	5.62	
	ET (mn)	2.1	3.6	2.2	
	NA	25	13	10	
	CR (%)	99.9	99.8	98.8	
	TL (m)	13.34	15.41	9.7	
	ET (mn)	3.9	2.9	3.5	
Robinet	NA	25	14	11	
	CR (%)	98.9	99.1	98.1	
	TL (m)	14.1	15.89	11.98	
	ET (mn)	4.5	5.2	4.9	
	NA	25	18	12	
	CR (%)	87.3	92.1	95.2	
Lapin	TL (m)	14.26	24.14	10.75	
	ET (mn)	5.2	6.2	5.7	
	NA	25	13	10	
	CR (%)	99.9	100	100	
	TL (m)	14.06	11.85	5.62	
	ET (mn)	2.1	3.6	2.2	
Dragon	NA	25	13	10	
	CR (%)	99.9	100	100	
	TL (m)	14.06	11.85	5.62	
	ET (mn)	2.1	3.6	2.2	
	NA	25	13	10	
	CR (%)	99.9	100	100	

TABLE 2 – Comparaison des résultats de simulation des méthodes *Bounding Box*, *OC* et *BVSC* : NA, CR, TL, et ET sont respectivement le nombre d'acquisitions, le taux de couverture, la longueur de la trajectoire et le temps d'exécution.

mation selon la taille et la forme de l'objet. Pour les trois classes d'objets, La méthode *OC* assure un taux de couverture élevé (supérieur à 97%) avec une réduction considérable du nombre d'acquisition (2 à 3 fois moins). Le scanner est déplacé efficacement autour de l'objet assurant une reconstruction progressive ce qui rend cette méthodologie de numérisation similaire à l'approche humaine lors de la découverte des objets inconnus. La répartition des points de vues générés est homogène (voir figure 7.b). Le temps de calculs des poses de numérisations est équivalent à celui de la méthode *Bounding Box*. Cependant, la méthode *OC* atteint ses limites lorsque l'objet présente plusieurs cavités et des zones à forte courbure. En effet, le modèle final obtenu est incomplet (le taux de couverture est de 92% pour

le dragon) malgré un nombre élevé d'acquisitions. Ceci est dû principalement à l'absence d'une analyse d'occultations. En plus, le critère d'arrêt de cette méthode est une forte redondance des données acquises ce qui signifie que de nombreuses acquisitions sont effectuées et que les données acquises n'ont pas été prises en compte dans la reconstruction finale. C'est ce qui justifie en partie que les temps de calculs des deux méthodes sont équivalents malgré une réduction considérable du nombre d'acquisitions. Quant à la méthode *BVSC*, elle constitue une amélioration considérable de la méthode *OC*. Elle permet de réduire le nombre d'acquisitions avec une amélioration du taux de couverture de la surface de l'objet même pour les objets les plus complexes tels que le dragon. En effet, cette méthode permet de couvrir 95% de sa surface avec uniquement 12 acquisitions. En résumé, la méthode *BVSC* permet une reconstruction rapide et progressive d'objets inconnus (simples ou complexes). Cette méthode est complètement automatique et ne nécessite pas d'ajustements (paramètres de réglages). Comme illustré dans la figure 7.c, nous retrouvons la trajectoire de numérisation en spirale même pour les objets les plus complexes ce qui prouve que le scanner est déplacé efficacement.

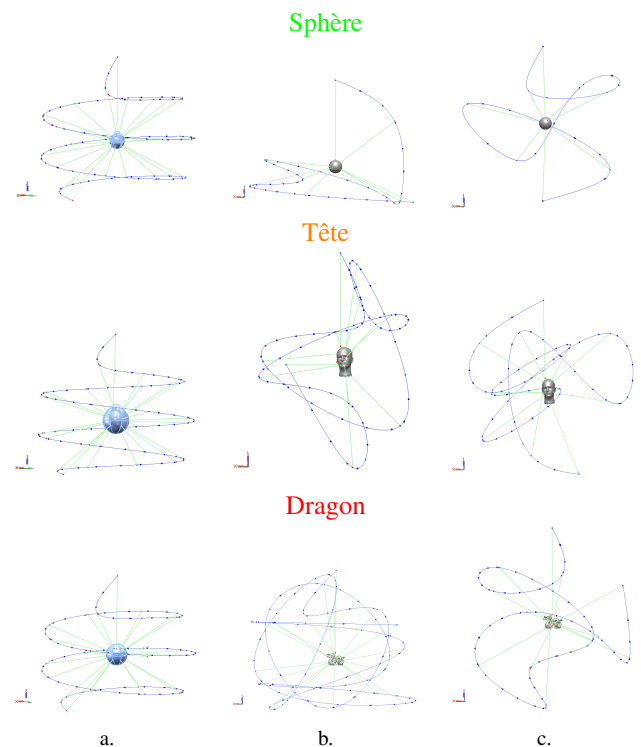


FIGURE 7 – Trajectoires du scanner lors de la numérisation par la méthode : a. *Bounding Box* b. *OC* c. *BVSC*.

## 5 Conclusions

Nous avons présenté trois méthodes automatiques et intelligentes pour la planification de la meilleure vue suivante. La première approche simple et naïve basée



sur la génération d'un ensemble de points de vues par échantillonnage régulier de l'enveloppe englobante des données acquises. La deuxième méthode (*OC*) génère un ensemble NBVs assurant ainsi plusieurs alternatives positionnement tout en apportant plus d'intelligence à la planification de vue. L'approche est basée sur une analyse de l'orientation des différentes parties acquises. L'originalité de cette approche réside dans l'introduction d'une technique de clustering pour définir les candidats à la NBV. La troisième méthode *BVSC* axe l'exploration sur les parties de l'objet qui figurent dans la limite du champ de visibilité. L'originalité de cette approche réside dans le couplage de la visibilité angulaire avec la visibilité réelle par *lancer de rayons* afin d'identifier les parties de l'objet nécessitant une amélioration de leur qualité d'acquisition (*Barely Visible surfaces*). Cette combinaison permet de résoudre les problèmes liés aux occultations des données. L'avantage commun de nos méthodes de planification de vue est qu'elles sont génériques car n'imposent aucune restriction sur le système d'acquisition. En plus, elles assurent un taux de couverture élevé avec un minimum d'acquisitions tout en déplaçant efficacement le scanner. Les travaux futurs porteront sur la technique de clustering utilisée et l'introduction d'une analyse de la distribution spatiale des directions d'acquisitions précédentes.

## Références

- [1] Scott, W. R., Roth, G., and Rivest, J.-F., "View planning for automated three-dimensional object reconstruction and inspection," *ACM Computing Surveys* **35**, 64–96 (2003).
- [2] Chen, S., Li, Y. F., Zhang, J., and Wang, W., [*Active Sensor Planning for Multiview Vision Tasks*], Springer Publishing Company, 1st ed. (2008).
- [3] Connolly, C. I., "The determination of next best views," in [*Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*], 432–435 (1985).
- [4] Abidi, B., "Automatic sensor placement," in [*SPIE Conf. on Intelligent Robots and Computer Vision XIV*], 387–398 (1995).
- [5] Massios, N. A. and Fisher, R. B., "A best next view selection algorithm incorporating a quality criterion," in [*BMVC, Southampton, UK, 1998*], (1998).
- [6] Munkelt, C., Denzler, J., and Kuhmstedt, P., "Incorporation of a-priori information in planning the next best view," in [*ISPRS Symposium*], 261–268 (2006).
- [7] Foissotte, T., Stasse, O., Escande, A., and Kheddar, A., "A Next-Best-View Algorithm for Autonomous 3D Object Modeling by a Humanoid Robot," in [*International Conference on Humanoid Robots*], 333–338 (2008).
- [8] Maver, J. and Bajcsy, R., "Occlusions as a guide for planning the next view," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **15**(5), 417–433 (1993).
- [9] Low, K.-L. and Lastra, A., "Efficient constraint evaluation algorithms for hierarchical next-best-view planning," in [*International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission*], 830–837 (2006).
- [10] Olague, G. and Mohr, R., "Optimal camera placement for accurate reconstruction," *Pattern Recognition* **35**, 927–944 (Apr. 2002).
- [11] Yuan, X., "A mechanism of automatic 3D object modeling," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **17**(3), 307–311 (1995).
- [12] Lorient, B., Seulin, R., and Gorria, P., "Non-model based method for an automation of 3D acquisition and post-processing," *Electronics Letters on Computer Vision and Analysis* **7**, 67–82 (2008).
- [13] Dunn, E. and Frahm, J.-M., "Next best view planning for active model improvement," in [*Proceedings of the British Machine Vision Conference*], (2009).
- [14] Kriegel, K., Bodenmüller, T., Suppa, M., and Hirzinger, G., "A Surface-Based Next-Best-view approach for automated 3D model completion of unknown objects," in [*Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*], (2011).
- [15] Khalfaoui, S., Aigueperse, A., Seulin, R., Fougerolle, Y., and Fofi, D., "Fully automatic 3D digitization of unknown objects using progressive data bounding box," in [*Proceedings of SPIE Electronic Imaging*], (2012).
- [16] Khalfaoui, S., Seulin, R., Fougerolle, Y., and Fofi, D., "View planning approach for automatic 3D digitization of unknown objects," in [*Proceedings of the European Conference on Computer Vision*], 496–505 (2012).
- [17] 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).
- [18] Pito, R., "A solution to the next best view problem for automated surface acquisition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **21**, 1016–1030 (Oct. 1999).
- [19] Whitted, T., "An improved illumination model for shaded display," *Commun. ACM* , 343–349 (1980).
- [20] Imaging, Robotics, and Intelligent Systems Laboratory, "The 3D Database, <http://imaging.utk.edu/>," (2003).
- [21] Sukumar, S. R., Koschan, A. F., and Abidi, M. A., "Towards understanding what makes 3D objects appear simple or complex," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2008).