
Trois approches de planification de vue automatiques et intelligentes pour la numérisation 3D d'objets inconnus

Souhaïel Khalfaoui¹, Ralph Seulin², Yohan Fougerolle²,
David Fofi²

1. Vecteo SAS

IUT, 12 rue de la fonderie, 71200 Le Creusot, France

souhaïel.khalfaoui@vecteo.com

2. Laboratoire d'Electronique, Informatique et Image, IUT, 12 rue de la fonderie,
71200 Le Creusot, France

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 vue 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.

ABSTRACT. This paper presents three methods for the digitization of 3D objects without prior knowledge on their shape. The first method is simple and naïve and is based on the generation of view points by sampling the bounding box of the acquired data at each step of the acquisition process. The second method is an analysis of the orientation of the scanned parts. The third method explores 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.

MOTS-CLÉS: planification de prise de vues, numérisation 3D, automatisation, méthode non-basée sur un modèle.

KEYWORDS: view planning, 3D digitization, automation, non model-based method.

DOI:10.3166/TS.31.245-269 © 2014 Lavoisier

Extended abstract

Context

The 3D models of objects are widely used for an increasing number of applications such as industrial applications, entertainment, preservation of important cultural heritage artefacts, and architectural applications. In industrial applications, objects are digitized for inspection tasks, reverse engineering, and replication. Such applications demand high quality and accurate 3D models. The manual 3D digitization process is expensive since it requires a highly trained technician who decides about the different views needed to acquire the object model. The quality of the final result strongly depends, in addition to the complexity of the object shape, on the selected viewpoints and thus on the human expertise. Thus, this technique does not fulfill the high level requirement of industrial applications which require reliable, repeatable, and fast programming routines. Therefore, it is necessary to develop an efficient automatic digitization strategy while minimizing the impact of the human factor.

The automatic scanning deploys the most beneficial views for the reconstruction process to achieve the highest possible accuracy and coverage rate with the smallest number of views. The automation problem becomes a View Planning problem in which one seeks for the Next Best Views (NBVs) to improve an existing model reconstruction and to cover all the object surface. The non-model based NBV planning can be seen as an incremental approach to building object or scene models using all the previously acquired 3D data.

Methods

This paper presents three view planning approaches for the digitization of 3D objects without prior knowledge on their shape. The first method is simple and naïve and is based on the generation of view points by sampling the bounding box of the acquired data at each step of the acquisition process.

The second method, called *Orientation Clustering (OC)*, is an analysis of the orientation of the scanned parts and uses the concept of Mass Vector Chains (Yuan, 1995) to define the global orientation of the scanned part. All of the viewpoints satisfying an orientation constraint are clustered using the *Mean Shift* technique (Comaniciu, Meer, 2002) to construct a first set of candidates for the NBV. Then, a weight is assigned to each mode according to the elementary orientations of its different descriptors. The NBV is chosen among the modes with the highest weights and which comply with the robotics constraints.

The third method is called *Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)* and is mainly composed of two stages: the target points identification and the viewpoints

generation. The first stage is based on the visibility checking by combining the visibility definition and the *ray tracing* test (Whitted, 1980) to explore the barely visible surfaces. The viewpoints are then selected according to a clustering step with *Mean Shift* technique to determine a set of NBVs.

Results and conclusion

Firstly, simulations of the three proposed methods are presented and tests with objects of different complexity classes from the IRIS database (Imaging, Robotics, and Intelligent Systems Laboratory, 2003) are discussed. The performances of our algorithms are illustrated in terms of number of acquisitions, coverage rate, trajectory length and execution time. These simulations allow to conclude about the efficiency of each method when increasing the complexity of the object shape. The *Bounding Box* method is fast and efficient when scanning simple objects but fails when the object complexity increases. The *Orientation Clustering* method is more adapted for scanning quite complex objects, but it also fails when scanning complex objects. The *Barely Visible Surfaces Clustering* proves its efficiency for the different object complexity classes. The results of implementation of these approaches on our robotic cell and tests with real objects confirm the simulation results and prove the efficiency and the robustness of our methods.

1. Introduction

La numérisation tridimensionnelle permet de mesurer les formes d'un objet pour en créer un fichier numérique appelé *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 termes 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 mesures 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 mesures 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 meilleure vue suivante. 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 la base de données de l'IRIS (Imaging, Robotics, and Intelligent Systems Laboratory, 2003) couvrant différentes classes de complexité. Dans la section 5, nous comparons les résultats de numérisation d'objets réels par trois approches : une approche manuelle effectuée par des opérateurs humains hautement qualifiés, une approche automatique mais naïve et intuitive et une approche automatique et intelligente. Nous concluons dans la section 6 et détaillons les perspectives de ce travail.

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.*, 2003), et plus récemment par (Chen *et al.*, 2008). Les méthodes permettant la localisation des meilleurs points de vue 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, 1985) 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, 1995) a adapté le concept

d'entropie de la 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, Fisher, 1998) 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 surface acquises. Une extension de cet algorithme a été proposée par (Munkelt *et al.*, 2006) et comporte deux phases. Pendant une première phase d'initialisation, l'algorithme maximise le nombre de voxels visibles en respectant une certaine qualité. Une deuxième phase de raffinement permet à l'algorithme de maximiser le nombre de voxels occultés visibles ainsi que le nombre de voxels vus. Dans un contexte d'exploration par robot humanoïde, (Foissotte *et al.*, 2008) 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 une méthode surfacique est celui de (Maver, Bajcsy, 1993) basé sur la détection des zones d'occultation de la caméra et du laser. Les zones d'ombre sont alors approximées par des polygones. La meilleure vue suivante sera celle pour laquelle le maximum de polygones est visible. L'approche formulée par (Low, Lastra, 2006) 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, Mohr, 2002) 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, 1995) a introduit les *Mass Vector Chains (MVC)*¹ pour caractériser les modèles fermés. Il a ainsi été démontré que l'orientation principale d'un objet fermé est nulle. Si cela n'est pas le cas, 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.*, 2008) 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

1. Un *Mass Vector Chain (MVC)* est une suite de vecteurs pondérés. Un *Mass Vector (MV)* est attribué à chaque surface élémentaire et est défini par la normale à celle-ci pondérée par son aire.

de le compléter, (Loriot *et al.*, 2008) estiment la normale moyenne de chaque trou. Ces normales définissent les prochaines directions d'acquisition. Les trous de grande taille sont traités en premier. L'approche développée par (Dunn, Frahm, 2009) 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.*, 2011) 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 aux 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 notre 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 mesures. 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 (Khalfaoui, Aigueperse *et al.*, 2012). La deuxième méthode *Orientation Clustering (OC)* (Khalfaoui, Seulin *et al.*, 2012) génère un ensemble de NBVs assurant ainsi plusieurs alternatives de positionnement tout en apportant plus d'intelligence à la planification de vues. 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 (BBox)*

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

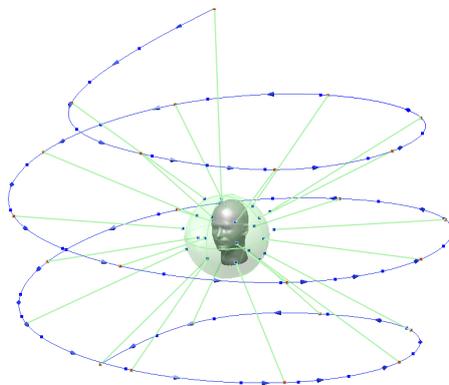


Figure 1. Utilisation d'une boîte englobante sphérique pour la définition des poses du scanner

de laquelle n points de vue 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.

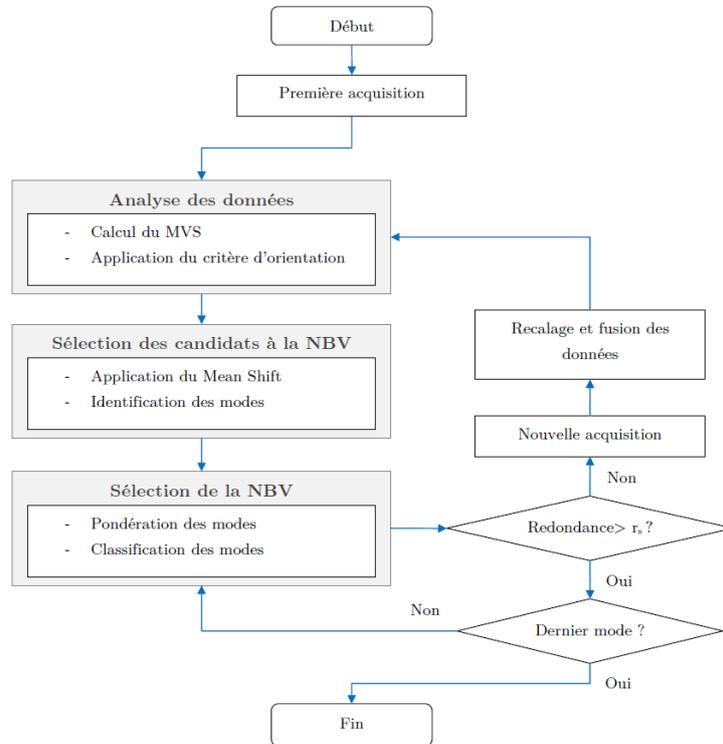


Figure 2. Synoptique de la méthode Orientation Clustering (OC) (Khalfaoui, Seulin et al., 2012)

3.2.1. 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, dite *Mass Vector Sum* MVS^i , est extraite en utilisant la technique *MVC* (Yuan, 1995) et correspond à la somme des MVs du maillage Sh^i . 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 meilleure vue suivante est sélectionné pour couvrir une partie des données déjà numérisées afin de minimiser les problèmes de recalage en assurant un recouvrement suffisant entre les acquisitions successives. L'orientation élémentaire de chaque élément de surface est ainsi calculée et enregistrée dans un vecteur d'orientation globale θ^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 . θ_s^i est un angle seuil déterminé à chaque itération.

3.2.2. Sélection des candidats à la NBV

Après application du critère d'orientation, toutes les directions d'acquisition 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* (Comaniciu, Meer, 2002). C'est un algorithme itératif et non paramétrique dont l'idée principale est de traiter les données dans un espace à p -dimensions comme une fonction empirique de la densité de probabilité. 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. Rappelons que 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 (Pito, 1999). 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.

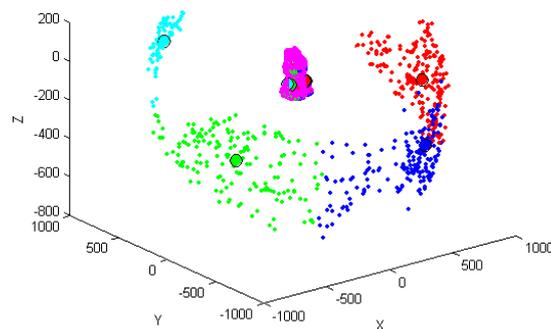


Figure 3. Détermination des modes principaux par Mean Shift

3.2.3. 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 θ_{max}^i est la valeur maximale d'angle dans le vecteur d'orientation θ^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 la moyenne éléments appartenant au 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 vue. La première étape est basée sur le contrôle de la visibilité par lancer de rayons. Les points de vue sont ensuite partitionnés par *Mean Shift* pour déterminer un ensemble de NBVs. La figure 4 illustre les différentes étapes de cette procédure de planification automatique de la NBV.

3.3.1. Etude 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 (Chen *et al.*, 2008) :

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

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,

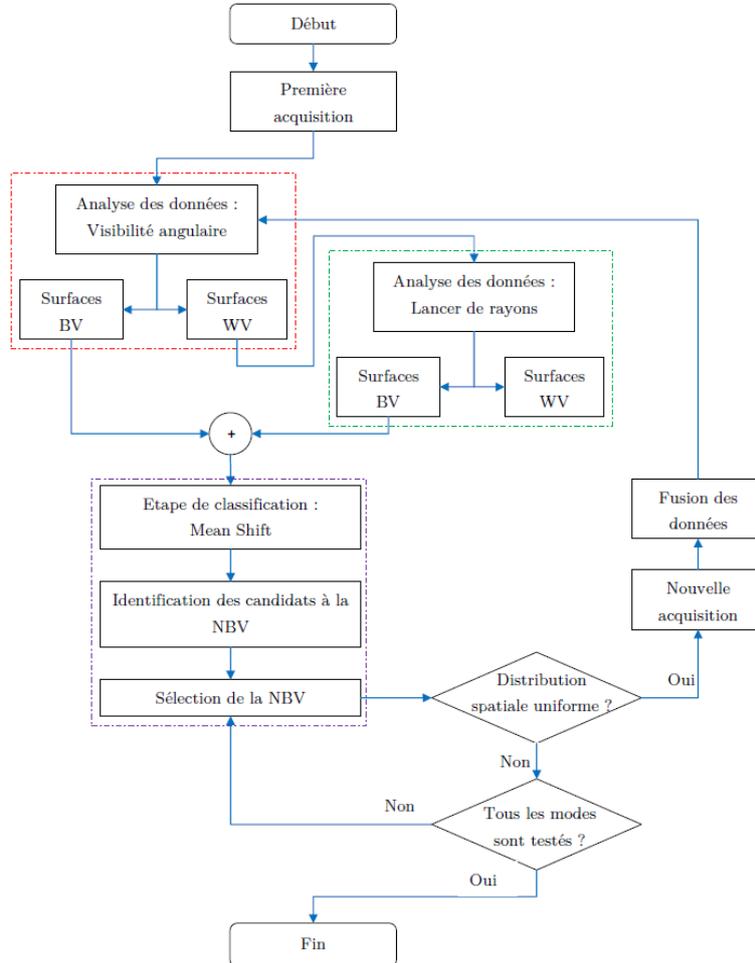


Figure 4. Synoptique de la méthode Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)

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. En effet, les données acquises au-delà de ce seuil sont de plus en plus bruitées. 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 d'acquisition.

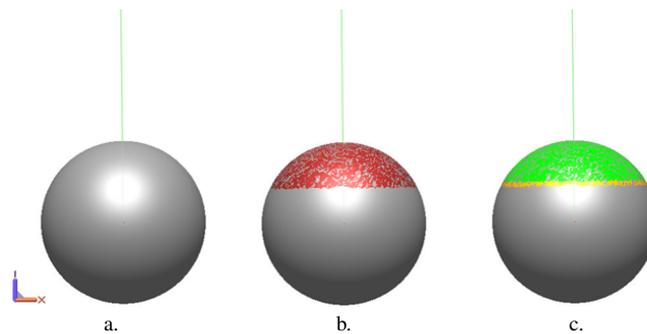


Figure 5. Identification des deux ensembles de surfaces : a. Positionnement du scanner b. Les données acquises sont colorées en rouge c. Classification des données : les données en vert représentent les facettes bien visibles WV et celles en jaune représentent les données moyennement visibles BV

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 ensuite vérifiée par *Lancer de rayons* $V_r^i(f_j)$ afin d'éviter une mauvaise classification des données et de détecter les parties occultées.

3.3.2. Visibilité par lancer de rayon

Le *lancer de rayons*, *ray tracing* en Anglais (Whitted, 1980), 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 vue 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 vue permettant de les rendre bien visibles WV , c'est-à-dire de faire passer leur état de BV à WV .

3.3.3. Identification de la NBV

Afin d'identifier les candidats à la NBV, les données moyennement visibles obtenues après application de la visibilité angulaire et de celle par 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 la moyenne des descripteurs qui forment 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. Simulations et discussion

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 (Imaging, Robotics, and Intelligent Systems Laboratory, 2003) (voir figure 6), dont les caractéristiques sont données dans le tableau 1. (Sukumar *et al.*, 2008) ont caractérisé ces objets en les classant par ordre de complexité: **objets simples**, **objets de complexité moyenne** et **objets complexes**.

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

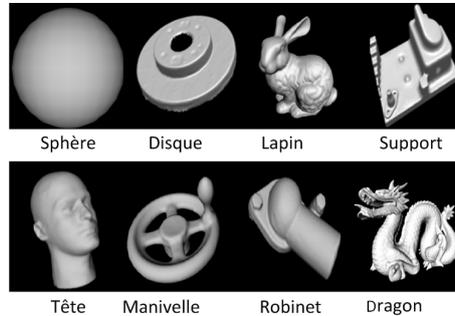


Figure 6. Objets tests (Imaging, Robotics, and Intelligent Systems Laboratory, 2003) caractérisés par (Sukumar et al., 2008)

Tableau 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

Objet	V (mm)	NP	NT
Sphère	$300 \times 300 \times 300$	18 626	37 248
Disque	$238 \times 237 \times 49$	37 332	73 553
Tête	$164 \times 213 \times 291$	40 076	80 148
Manivelle	$103 \times 103 \times 74$	46 870	93 752
Support	$116 \times 161 \times 76$	27 099	54 126
Robinet	$64 \times 69 \times 125$	58 784	117 564
Lapin	$155 \times 123 \times 153$	34 834	69 451
Dragon	$204 \times 91 \times 144$	435 545	871 306

comportent un nombre important de trous et de surfaces élémentaires. Quant aux objets 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 vue 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 θ_s^i à la valeur médiane du vecteur global d'orientation θ^i ($\theta_s^i = \theta_{median}^i$) car la valeur de θ_{median}^i croît avec chaque nouvelle acquisition et est peu sensible aux données bruitées. Comme l'un des objectifs est d'assurer un taux de couverture élevé de l'objet avec un minimum d'acquisitions, nous avons toléré une forte redondance. Ainsi, nous avons fixé le seuil r_s à 97 %. Le choix d'un faible taux

de redondance peut compromettre la complétude de la reconstruction de l'objet en favorisant l'apparition de petits trous dans le modèle.

Tableau 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

		Grille d'évaluation			
		--	-	+	++
Objet	Méthode	BBox	OC	BVSC	
	Objets simples	Sphere	NA	25	9
CR (%)			100	100	100
TL (m)			14.28	8.65	8.9
ET (mn)			2.2	2.1	2.4
Disque		NA	25	6	8
		CR (%)	100	99.8	100
		TL (m)	14.96	6.56	7.18
		ET (mn)	2.15	2.2	2.4
Objets peu complexes	Tête	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
	Support	NA	25	13	8
		CR (%)	99.9	100	100
		TL (m)	14.06	11.85	5.62
		ET (mn)	2.1	3.6	2.2
Objets complexes	Robinet	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
	Lapin	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
	Dragon	NA	25	18	12
		CR (%)	87.3	92.1	95.2
		TL (m)	14.26	24.14	10.75
		ET (mn)	5.2	6.2	5.7

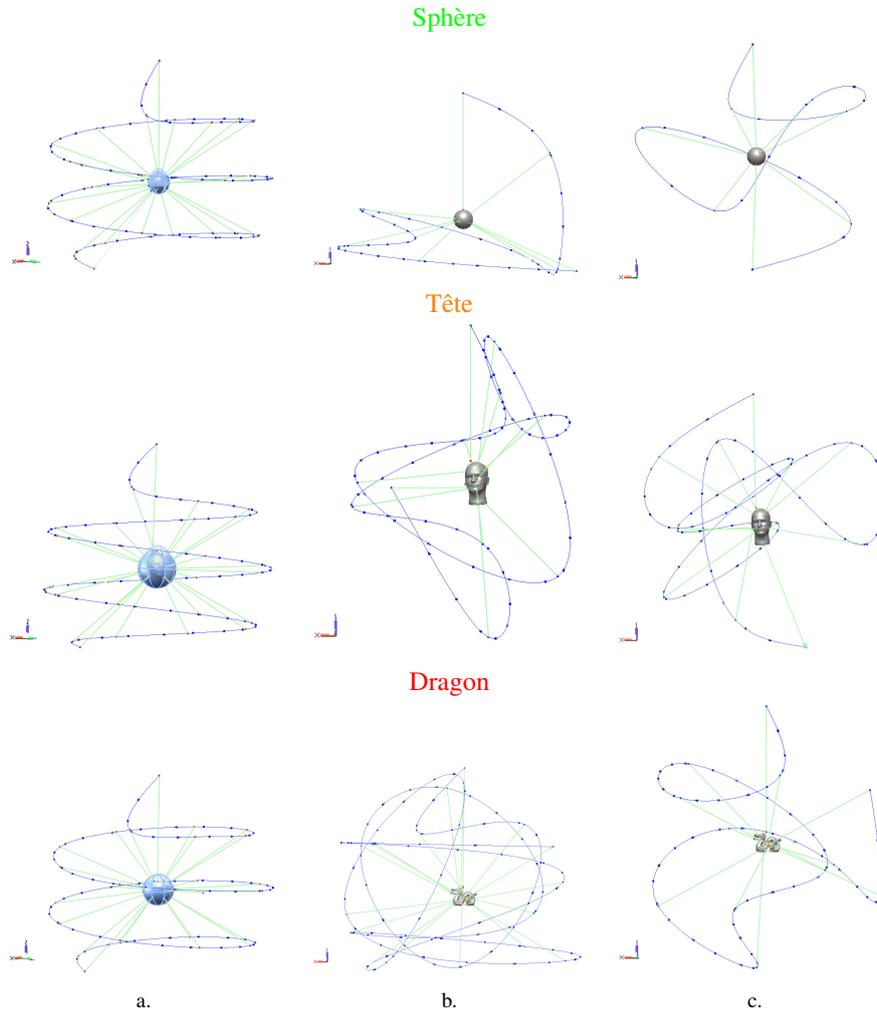


Figure 7. Trajectoires du scanner lors de la numérisation par la méthode : a. *Bounding Box* b. *OC* c. *BVSC*

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'acqui-

tion 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 déformation 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 méthode de numérisation similaire à l'approche humaine lors de la découverte d'objets inconnus. La répartition des points de vues générés est homogène (voir figure 7.b). Le temps de calcul des poses de numérisation 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 calcul 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 réglage). 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 en minimisant les aller-retours autour de l'objet.

5. Expérimentation et résultats

Dans cette section, nous présenterons les résultats expérimentaux obtenus après implantation des méthodes *Bounding Box* (*BBox*) et *Barely Visible Surfaces Clustering* (*BVSC*) sur la cellule de numérisation présentée dans la figure 8. Le système est composé d'un bras robot industriel, d'un plateau rotatif et d'un scanner à projection de franges. Le robot est un bras manipulateur de type Kuka KR16 à six articulations rotoïdes. Le scanner est un CometV commercialisé par Steinbichler. Ce capteur embarqué est composé d'un appareil photo à 1.4 méga pixels et un vidéo projecteur. Le



Figure 8. Cellule de numérisation 3D formée d'un scanner à projection de franges COMET 5 de Steinbichler monté sur un bras KUKA KR16 et d'une table tournante à 1 axe de rotation

scanner offre un volume utile de $480 \times 360 \times 250 \text{ mm}$, avec une mesure réalisée tous les $350 \mu\text{m}$. Le système d'acquisition est commandé par le logiciel CometPlus, qui gère en plus de l'ensemble du processus d'acquisition, le recalage des différentes données acquises. L'objet est placé sur le plateau rotatif, ce qui permet de considérer que le scanner tourne autour de l'objet. La table tournante est considérée comme un degré de liberté supplémentaire.

La présence d'éléments dans la scène autres que l'objet à numériser (le robot, la table tournante et le système de fixation) peut engendrer des erreurs de positionnement du capteur. En effet, la génération de la vue suivante se fait itérativement et est basée sur l'analyse des données précédemment acquises. Il faut ainsi s'assurer que les données exploitées sont celles de l'objet d'intérêt et non pas de l'environnement atteignable par le robot. D'où l'intérêt de parfaitement maîtriser l'environnement de travail afin de pouvoir soustraire, à chaque itération, les données n'appartenant pas à l'objet à numériser.

Les approches de planification de vue ont été testées sur plusieurs objets réels, présentés dans la figure 9. Selon la définition de la complexité donnée par (Sukumar *et al.*, 2008), ces objets sont au moins de complexité moyenne. Les pièces les plus complexes sont la pompe à huile et la pièce robot. En effet, les objets Garfield, tortue et nain ont une forme simple, mais nécessitent des acquisitions spécifiques pour gérer les occultations provoquées par certaines parties (le cou, les pattes, etc.). La turbine a également une forme relativement simple mais les pales occultent certaines parties, ce qui fait apparaître des trous difficiles à compléter. Quant à la pompe et à la pièce robot, elles comportent de nombreuses cavités multipliant les occultations. En plus, ces objets sont composées de nombreuses formes élémentaires ce qui les rend les plus



Figure 9. Objets tests

complexes. Le tableau 3 présente par objet la moyenne du nombre de vues acquises et du temps de mesure nécessaires à la numérisation des objets tests. Ces résultats proviennent de campagnes de mesures réalisées par des opérateurs hautement qualifiés de la société *Vecteo* et du laboratoire *Le2i*. Les résultats confirment que la numérisation manuelle est fastidieuse et longue, même quand elle est réalisée par des opérateurs spécialisés. Les modèles obtenus par ces opérateurs serviront de base de comparaison afin d'évaluer le taux de complétude des modèles obtenus par nos méthodes automatiques. Ceci permet d'avoir des modèles basés sur des mesures, plutôt que de baser nos comparaisons un modèle CAO qui diffère toujours de la réalité observée.

Le tableau 4 illustre les performances de la méthode *Bounding Box* et la figure 10 montre quelques exemples de configuration du robot lors de la numérisation. Le nombre d'acquisitions réalisées est inférieur au nombre initialement défini ($n = 25$). Ceci est dû au fait que certaines poses sont inaccessibles. L'intégration des limita-

Tableau 3. Analyse de la numérisation manuelle : V , NA , et T sont respectivement le volume de l'objet, le nombre d'acquisitions et le temps de numérisation. NA and T sont des moyennes des résultats de plusieurs techniciens qualifiés

Objet \ Indicateur	V (mm)	NA	T (mn)
Garfield	$192 \times 180 \times 217$	15	25
Nain	$118 \times 121 \times 144$	14	14
Tortue	$205 \times 163 \times 108$	14	15
Turbine	$99 \times 99 \times 66$	11	12
Pompe à huile	$250 \times 234 \times 145$	21	42
Pièce robot	$291 \times 175 \times 124$	45	50

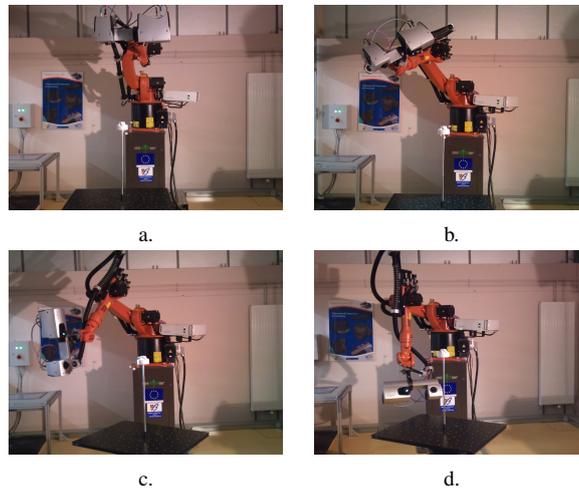


Figure 10. Configurations du robot durant l'acquisition par la méthode *Bounding Box* : a. Vue de dessus (première acquisition) b. Niveau supérieur (premier tour) c. Niveau central (deuxième tour) d. Niveau inférieur (troisième tour)

tions physiques du système de positionnement rend ces poses inatteignables. Aucune adaptation n'est alors possible. Comme cette méthode ne génère qu'une seule NBV à chaque étape du processus de numérisation, l'algorithme passe à l'acquisition suivante. Ainsi, le modèle obtenu est incomplet et le taux de couverture est faible surtout pour les objets complexes. Cependant, le temps de numérisation est inférieur à celui nécessaire à la numérisation manuelle.

Contrairement à la *Bounding Box*, la méthode *BVSC* génère un ensemble de poses possibles pour la numérisation à chaque itération. Donc, de nombreuses alternatives de positionnement sont proposées, ce qui assure une meilleure gestion des configurations inaccessibles (avant ou après l'adaptation de la vue). Comme illustré dans le tableau

Tableau 4. Analyse des résultats obtenus avec la méthode Bounding Box : NA, CR, ET et TL sont respectivement le nombre d'acquisitions, le taux de complétude, le temps de numérisation et la longueur de trajectoire

Objet \ Indicateur	NA	CR (%)	T (mn)	TL (m)
Garfield	18	88.3	14	13.2
Nain	17	91.2	15.6	11.7
Tortue	16	92.7	16.2	12.2
Turbine	21	94.1	13.1	12.5
Pompe à huile	19	85.4	24.4	15.3
Pièce robot	19	83.2	27.1	26.2

Tableau 5. Analyse des résultats obtenus avec la méthode Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC) : NA, CR, ET et TL sont respectivement le nombre d'acquisitions, le taux de recouvrement, le temps de numérisation et la longueur de trajectoire

Objet \ Indicateur	NA	CR (%)	T (mn)	TL (m)
Garfield	10	98.2	12.6	10.25
Nain	10	98.3	10.2	9.75
Tortue	12	99.1	11.1	11.2
Turbine	10	98.1	12.1	10.4
Pompe à huile	11	96.9	12.4	11.1
Pièce robot	21	93.2	25.1	26.5

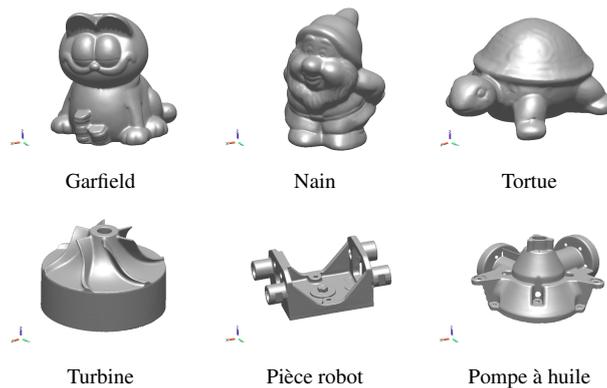


Figure 11. Modèles 3D obtenus avec la méthode Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)

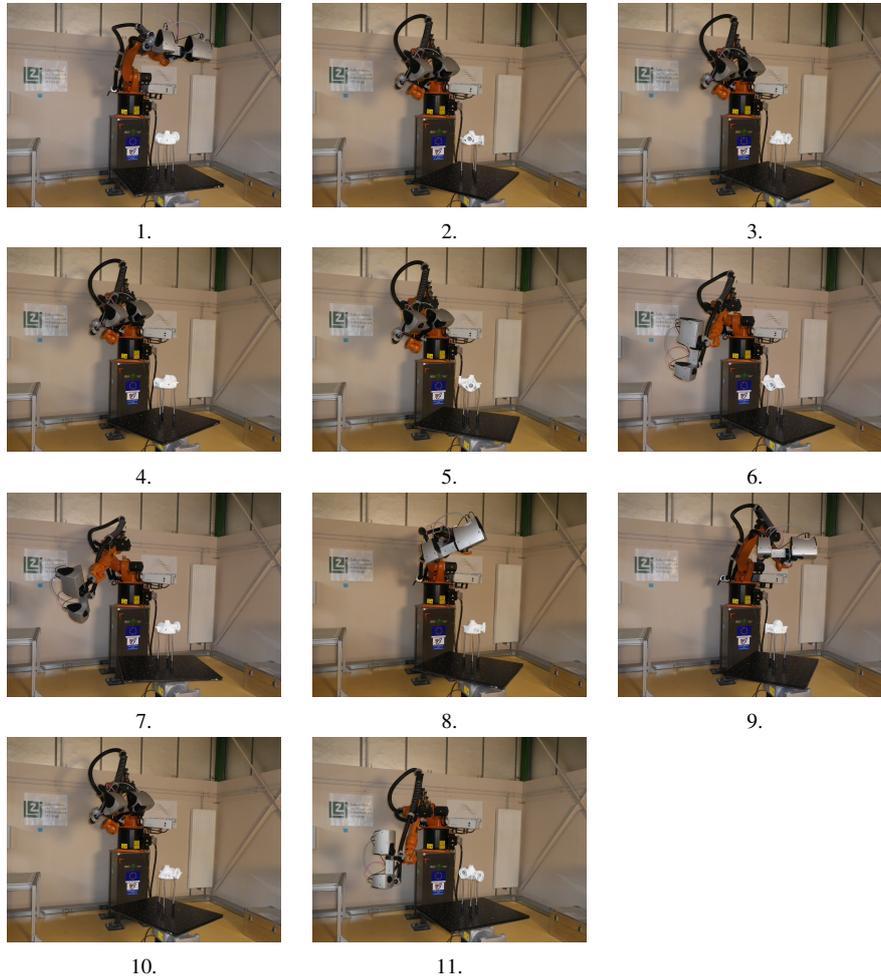


Figure 12. Configurations du robot durant l'acquisition par la méthode Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC) : 11 acquisitions successives

5, cette méthode assure un taux de couverture élevé pour des objets de différentes classes de complexité. La figure 11 présente les modèles 3D obtenus avec la méthode BVSC. Bien que le nombre d'acquisitions soit réduit, les poses de numérisation sont mieux réparties autour de l'objet et le scanner est déplacé d'une manière plus efficace. La figure 12 illustre l'ensemble des configurations du système lors de la numérisation de la pompe à huile. La trajectoire associée décrite par le scanner est donnée dans la figure 13. Ce dernier est déplacé autour de l'objet afin d'assurer une reconstruction progressive de sa forme évitant ainsi les problèmes de recalage rencontrés avec la méthode *Bounding Box*. Le temps de numérisation est également réduit.

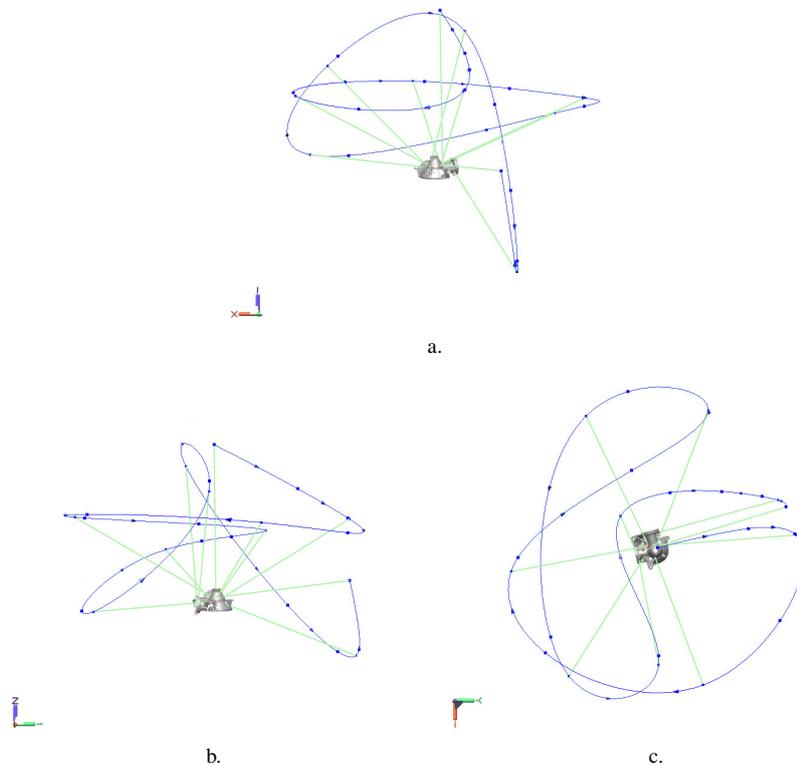


Figure 13. Trajectoire du scanner durant la numérisation avec la méthode Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC) : a. Vue XZ b. Vue YZ c. Vue XY

6. Conclusions

Nous avons présenté trois méthodes automatiques et intelligentes pour la planification de la meilleure vue suivante. La première approche simple et naïve est basée sur la génération d'un ensemble de points de vue par échantillonnage régulier de l'enveloppe englobante des données acquises. La deuxième méthode (*OC*) génère un ensemble de NBVs, assurant ainsi plusieurs alternatives de positionnement tout en apportant plus d'intelligence à la planification de vues. 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 déterminée 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 vues est qu'elles sont génériques, car elles n'imposent aucune restriction au le système d'acquisition. En plus, elles assurent un taux de couverture élevé avec un minimum d'acquisitions tout en déplaçant efficacement le scanner.

Une voie intéressante d'amélioration se situe au niveau de la technique de clustering utilisée. Il serait intéressant d'étudier le comportement de nos algorithmes pour d'autres techniques que le *Mean Shift* et d'introduire une analyse de la distribution spatiale des directions d'acquisitions précédentes. Indépendamment des développements liés aux améliorations des travaux proposés, il est possible d'envisager d'autres applications de ce travail. Afin d'assurer une bonne intégration de nos méthodes sur une ligne de production, elles peuvent être combinées avec des approches basées sur un modèle, assurant l'optimisation de la routine de mesure. En effet, un premier calcul de poses de numérisation est assurée avec nos méthodes non basées sur un modèle. La reconstruction obtenue est ensuite utilisée par les méthodes basées sur un modèle pour optimiser l'emplacement du capteur et définir le scénario final de mesure à adopter. Les résultats obtenus nous motivent à explorer une autre piste intéressante qui est la numérisation d'objets et d'environnements de grandes dimensions (viroles, champs de fouilles, bâtiments, etc). L'approche de planification de la NBV sera globalement identique à celles développées mais nécessite quelques adaptations. Pour numériser de tels environnements, notre planificateur peut être intégré dans un système d'exploration robotique autonome. Dans ce cas, les systèmes de positionnement qui peuvent être utilisés peuvent être des drones, des robots humanoïdes, etc. Ces systèmes ont des caractéristiques différentes de celles du système utilisé dans notre application. Par conséquent, de nouvelles contraintes doivent être introduites pour l'évaluation des vues suivantes.

Bibliographie

- Abidi B. (1995). Automatic sensor placement. In *SPIE Conference on Intelligent Robots and Computer Vision XIV: Algorithms, Techniques, Active Vision, and Materials Handling*, vol. 2588, p. 387-398. Philadelphia, PA.
- Chen S., Li Y. F., Zhang J., Wang W. (2008). *Active sensor planning for multiview vision tasks* (1st éd.). Springer Publishing Company.
- Comaniciu D., Meer P. (2002). Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, p. 603-619.
- Connolly C. I. (1985). The determination of next best views. In *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*, p. 432-435. St. Louis, Mo., USA.
- Dunn E., Frahm J.-M. (2009). Next best view planning for active model improvement. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, p. 53.1-53.11.
- Foissotte T., Stasse O., Escande A., Kheddar A. (2008). A next-best-view algorithm for autonomous 3D object modeling by a humanoid robot. In *International Conference on Humanoid Robots*, p. 333-338.

- Imaging, Robotics, and Intelligent Systems Laboratory. (2003). *The 3D Database*, <http://imaging.utk.edu>.
- Khalfaoui S., Aigueperse A., Seulin R., Fougerolle Y., Fofi D. (2012). Fully automatic 3D digitization of unknown objects using progressive data bounding box. In *Proceedings of SPIE Electronic Imaging*, p. 829011-829011-8. San Francisco.
- Khalfaoui S., Seulin R., Fougerolle Y., Fofi D. (2012). View planning approach for automatic 3D digitization of unknown objects. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, p. 496-505.
- Kriegel K., Bodenmüller T., Suppa M., Hirzinger G. (2011). 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 (ICRA)*, p. 4869-4874.
- Loriot B., Seulin R., Gorria P. (2008). Non-model based method for an automation of 3D acquisition and post-processing. *Electronics Letters on Computer Vision and Analysis*, vol. 7, p. 67-82.
- Low K.-L., Lastra A. (2006). Efficient constraint evaluation algorithms for hierarchical next-best-view planning. In *International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission*, p. 830-837. Washington, DC, USA.
- Massios N. A., Fisher R. B. (1998). A best next view selection algorithm incorporating a quality criterion. In *British Machine Vision Conference (BMVC)*, p. 780-789. Southampton, UK.
- Maver J., Bajcsy R. (1993). Occlusions as a guide for planning the next view. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, n° 5, p. 417-433.
- Munkelt C., Denzler J., Kuhmstedt P. (2006). Incorporation of a-priori information in planning the next-best-view. In *International Workshop on Vision, Modeling, and Visualization (VMV)*, p. 261-268. Aachen.
- Olague G., Mohr R. (2002, April). Optimal camera placement for accurate reconstruction. *Pattern Recognition*, vol. 35, p. 927-944.
- Pito R. (1999, octobre). A solution to the next best view problem for automated surface acquisition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, n° 10, p. 1016-1030.
- Scott W. R., Roth G., Rivest J.-F. (2003). View planning for automated three-dimensional object reconstruction and inspection. *ACM Computing Surveys*, vol. 35, p. 64-96.
- Sukumar S. R., Koschan A. F., Abidi M. A. (2008, June). Towards understanding what makes 3D objects appear simple or complex. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, p. 1-8.
- Whitted T. (1980). An improved illumination model for shaded display. *Communications of the ACM*, vol. 23, p. 343-349.
- Yuan X. (1995). A mechanism of automatic 3D object modeling. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, n° 3, p. 307-311.

Article reçu le 4/10/2013

Accepté le 12/05/2014