

SPIM

Thèse de Doctorat



école doctorale sciences pour l'ingénieur et microtechniques

U N I V E R S I T É D E B O U R G O G N E

Production automatique de modèles tridimensionnels par numérisation 3D

■ Souhail KHALFAOUI

SPIM

Thèse de Doctorat



école doctorale sciences pour l'ingénieur et microtechniques
UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE

JURY

Xevi Cufi	Professeur	Université de Gérone	Examineur
David FOFI	Professeur	Université de Bourgogne	Directeur de thèse
Yohan FOUGEROLLE	Maître de Conférences	Université de Bourgogne	Co-encadrant de thèse
Vincent FREMONT	Maître de Conférences HDR	U.T. de Compiègne	Rapporteur
Claude PEGARD	Professeur	Université de Picardie	Examineur
Yvan PETILLOT	Professeur	Université d'Heriot-Watt	Rapporteur
Ralph SEULIN	Ingénieur de recherche	Université de Bourgogne	Co-encadrant de thèse

Résumé

La numérisation 3D telle que pratiquée aujourd’hui repose essentiellement sur les connaissances de l’opérateur qui la réalise. La qualité des résultats reste très sensible à la procédure utilisée et par conséquent aux compétences de l’opérateur. Ainsi, la numérisation manuelle est très coûteuse en ressources humaines et matérielles et son résultat dépend fortement du niveau de technicité de l’opérateur. Les solutions de numérisation les plus avancées en milieu industriel sont basées sur une approche d’apprentissage nécessitant une adaptation manuelle pour chaque pièce. Ces systèmes sont donc *semi-automatiques* compte tenu de l’importance de la contribution humaine pour la planification des vues.

Mon projet de thèse se focalise sur la définition d’un procédé de numérisation 3D automatique et intelligente. Ce procédé est présenté sous forme d’une séquence de processus qui sont la planification de vues, la planification de trajectoires, l’acquisition et les post-traitements des données acquises. L’originalité de notre démarche de numérisation est qu’elle est générique parce qu’elle n’est pas liée aux outils et méthodes utilisés pour la réalisation des tâches liées à chaque processus. Nous avons également développé trois méthodes de planification de vues pour la numérisation d’objets sans connaissance a priori de leurs formes. Ces méthodes garantissent une indépendance des résultats par rapport au savoir-faire de l’opérateur. L’originalité de ces approches est qu’elles sont applicables à tous types de scanners. Nous avons implanté ces méthodes sur une cellule de numérisation robotisée. Nos approches assurent une reconstruction progressive et intelligente d’un large panel d’objets de différentes classes de complexité en déplaçant efficacement le scanner.

Mots clés : Planification de vue, Next Best View, Automatisation, Numérisation 3D

Abstract

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. Nowadays, the most developed digitization strategies in industry are based on a teaching approach in which a human operator manually determines one set of poses for the ranging device. The main drawback of this methodology is the influence of the operator's expertise. Moreover, this technique does not fulfill the high level requirement of industrial applications which require reliable, repeatable, and fast programming routines.

My thesis project focuses on the definition of a procedure for automatic and intelligent 3D digitization. This procedure is presented as a sequence of processes that are essentially the view planning, the motion planning, the acquisition and the post-processing of the acquired data. The advantage of our procedure is that it is generic since it is not performed for a specific scanning system. Moreover, it is not dependent on the methods used to perform the tasks associated with each elementary process. We also developed three view planning methods to generate a complete 3D model of unknown and complex objects that we implemented on a robotic cell. Our methods enable fast and complete 3D reconstruction while moving efficiently the scanner. Additionally, our approaches are applicable to all kinds of range sensors.

Key words : View planning, Next Best View, Automation, 3D digitization

Avant-propos

Le travail présenté dans ce mémoire a été effectué au sein du département Vision du Laboratoire d'Electronique, Informatique et Image (LE2I), site Le Creusot, et s'inscrit dans la thématique de recherche *Systèmes d'Imagerie Non-Conventionnelle (SINC)*. Cette thèse a été financée par le Conseil Régional de Bourgogne dans le cadre du dispositif *Jeune Chercheur Entrepreneur* (JCE). L'objet de ce dispositif consiste à apporter aux doctorants, en plus des expertises scientifiques et techniques associées au doctorat, une double compétence en management et en gestion validée par un grade de *Master en Administration des Entreprises* préparé au sein de l'Institut d'Administration des Entreprises IAE-Dijon. Dans le cadre de la convention JCE, cette thèse a bénéficié d'un accompagnement industriel assuré par le parrainage de la société VECTEO¹. Cette startup est née d'un adossement au laboratoire Le2i lui apportant une expertise scientifique en imagerie 3D. Elle est spécialisée dans la conception de solutions technologiques intelligentes et automatiques pour l'acquisition, la reconstruction et la caractérisation de formes complexes.



1. VECTEO SAS : www.vecteo.com

Remerciements

Exercice d'apparence banal, mais pourtant si difficile. . . Une thèse apporte son lot d'émotions, de joies, de doutes, de fatigues, comment n'oublier personne parmi celles et ceux qui d'une discussion, d'un regard ou d'un geste, parviennent toujours à vous faire naviguer sur les flots ? C'est à eux tous que je souhaite adresser ces remerciements, eux qui m'ont tant apporté.

Mes premiers remerciements vont à Ralph, Yohan et David, non par tradition, mais pour le rôle déterminant qu'ils ont su jouer tout au long de ces trois années de thèse. Je leurs exprime toute ma gratitude d'avoir su instaurer entre nous un climat d'amitié, ce qui a rendu cette expérience très agréable. Ce travail doit beaucoup à leur dynamisme et à leur rigueur scientifique. Merci de leurs précieux conseils, leur complicité, leur soutien et leur enthousiasme. Merci surtout de la confiance et la liberté qu'ils m'ont toujours accordées.

Je tiens à remercier Messieurs Yvan Petillot, professeur à l'université Heriot-Watt d'Édimbourg (Écosse), et Vincent Frémont, maître de conférences HDR à l'université de Compiègne, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant de rapporter mes travaux.

Je remercie également Messieurs Claude Pegard, professeur à l'université de Picardie Jules-Verne, et Xevi Cufí, professeur à l'université de Gérone, d'avoir accepté de faire partie de mon jury de soutenance.

J'exprime de chaleureux remerciements à tous les membres de l'équipe creusotine du laboratoire Le2i. Bien entendu, les doctorants et les stagiaires : Ahlem, Florence, Intuon, Bushra, Jhimli, Antoine, François, Vincent, Abd El-Rahman, Adhiguna, Saleh, Soumya, DP. . . Ainsi que les permanents : Clémence, Fabrice, les Olivier, Cédric, Desiré, Eric, Frédéric. . . Sans oublier évidemment notre chère Nathalie qui a su, avec son sourire rayonnant, nous apporter de l'optimisme.

Grâce à l'ambiance conviviale qui règne au sein de notre équipe des amitiés ont vues le jour. Cher Youssef (Michel Bokhabrin), je te remercie pour ton aide précieuse, pour les courses du samedi, pour les barbecues avec Saleh, pour les séances de footing dans le parc, pour les discussions existentielles, tout simplement pour ton amitié qui m'est très précieuse. Un grand merci pour Mickael Provost, dirigeant de la société Vecteo pour son soutien professionnel. Je te remercie également en tant qu'ami pour tous les moments partagés ensemble. Sans oublier Alban, ami et frère, pour la solidarité "*JCE*", pour les échanges scientifiques, pour les bons repas, pour la bonne compagnie sur les trajets Le Creusot-Dijon, et pour *Adan*.

Je tiens à remercier le "*MAE team*" Virginie, Laurianne, Nicolas et encore une fois Alban pour les moments inoubliables partagés ensemble, pour leur amitié et pour les réunions KFC.

Que ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail trouvent ici le témoignage de ma reconnaissance.

Je dédie enfin ces lignes à tous ceux qui ont cru en moi et qui m'ont toujours aidé et soutenu. Je pense à ma femme Boutheina qui a su être mon refuge dans les moments difficiles. Je pense à ma mère qui, avec sa tendresse, me fait oublier mes soucis. Je pense à mes frères Sarhane, Sofiene, Saamah et Taoufik. Je pense à mes sœurs Sameh, Sandrine et Jouheina. Une grande pensée également à mes Mehrez et Dalila qui m'apprennent jour après jour le vrai sens de la bonté. Sans oublier évidemment mes anges Manelle, Melek et Romane.

A mon père...

Qui n'est plus là...

Qui est toujours là...

Table des matières

Résumé	i
Abstract	ii
Avant-propos	iii
Remerciements	iv
Liste des figures	xviii
Liste des tableaux	xx
1 Introduction générale	1
1.1 Numérisation 3D : Définition et domaines d'applications	1
1.1.1 Domaines industriels	1
1.1.2 Autres domaines	3
1.2 Quelques systèmes de numérisation sans contact	5
1.2.1 Systèmes à triangulation active	5
1.2.2 Systèmes à temps de vol	8
1.3 Quelques systèmes de positionnement	10
1.4 Synthèse sur les systèmes de numérisation 3D	14
1.5 Solutions commerciales pour la numérisation 3D automatique	15
1.5.1 Robot Scan 1200	15
1.5.2 Cellule d'inspection GOM ATOS	16
1.5.3 Synthèse sur les solutions commerciales de numérisation 3D automatiques	17
1.6 Objectifs et contributions	18
1.7 Structure du document	19

2	Planification de vue pour la numérisation 3D d'objets inconnus	20
2.1	Introduction	20
2.2	Tour d'horizon des méthodes de planification de prises de vues	21
2.2.1	Méthodes volumiques	21
2.2.2	Méthodes surfaciques	30
2.3	Synthèse	41
2.4	Conclusion	47
3	Procédé générique pour la numérisation 3D automatique et intelligente	48
3.1	Introduction	48
3.2	Algorithme générique	48
3.2.1	Initialisation	50
3.2.2	Planification de vue	51
3.2.2.1	Génération de vue	51
3.2.2.2	Adaptation de vue	51
3.2.2.3	Vérification de la configuration	52
3.2.3	Planification de mouvement	52
3.2.4	Post-traitement	53
3.2.5	Recalage et fusion des données	53
3.3	Exemple d'implantation sur une cellule robot	53
3.3.1	Cellule de numérisation	53
3.3.1.1	Système physique	53
3.3.1.2	Modélisation du système robotique	53
3.3.2	Initialisation	55
3.3.2.1	Shape-from-silhouette	56
3.3.2.2	Application	57
3.3.3	Planification de vue	58
3.3.3.1	Work in the workspace	60
3.3.3.2	Work on the plane	61
3.3.4	Planification de mouvement	64
3.3.4.1	Espace des configurations	65

3.3.4.2	Aperçu bibliographique sur les méthodes de planification de mouvement	66
3.3.4.3	Détecteur de collision	68
3.3.4.4	Méthode proposée pour la planification de trajectoire	69
3.3.5	Acquisition	71
3.3.6	Post-traitement	71
3.3.7	Recalage et fusion des données	75
3.4	Conclusion	76
4	Planification de vues automatique et intelligente : techniques et résultats	77
4.1	Introduction	77
4.2	Qu'est ce qu'un objet complexe?	77
4.3	Méthodes proposées	82
4.3.1	Méthode Bounding Box	85
4.3.1.1	Principe	85
4.3.1.2	Simulation et discussion	87
4.3.2	Deuxième méthode : Orientation Clustering	89
4.3.2.1	Analyse des données	90
4.3.2.2	Sélection des candidats à la NBV	92
4.3.2.3	Sélection de la NBV	94
4.3.2.4	Simulation et discussion	95
4.3.3	Troisième méthode : Barely Visible Surfaces Clustering	97
4.3.3.1	Étude de visibilité	98
4.3.3.2	Visibilité par lancer de rayon	100
4.3.3.3	Identification de la NBV	101
4.3.3.4	Simulation et discussion	103
4.4	Expérimentation et résultats	103
4.5	Conclusion	108
5	Conclusions et perspectives	112
5.1	Conclusions	112
5.2	Perspectives	114

5.3 Production scientifique	115
A Modélisation géométrique du robot	117
B Génération de poses de numérisation par la méthode Bounding Box	119
C Trajectoires du scanner : Bounding Box	121
D Trajectoires du scanner : Orientation Clustering (OC)	123
E Trajectoires du scanner : Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)	125
Bibliography	137

Table des figures

1.1	Etapes du processus de contrôle de qualité. Le modèle numérique obtenu par numérisation (à gauche) est comparé au modèle CAO afin de générer une carte de déviation (à droite).	2
1.2	Rétro-conception : retrouver le modèle CAO à partir d'une pièce fabriquée.	2
1.3	Usinage d'une pièce à partir de son modèle numérique : a. Modèle numérique de la pièce b. Pièce reproduite après usinage et polissage [1].	2
1.4	Restitution du site de Saint Syméon en Syrie : a. Relevé 3D b. Modélisation du site c. et d. Restitution de certaines parties [2].	3
1.5	Utilisation de la numérisation 3D dans le domaine médical : a. Exemple d'emploi en chirurgie plastique [3] b. Exemple d'emploi en chirurgie réparatrice [4].	4
1.6	Utilisation de la numérisation 3D dans le domaine médical : a. Exemple d'emploi pour l'orthopédie [5] b. Exemple d'emploi pour l'orthodontie [6].	4
1.7	Principe de la triangulation active.	5
1.8	Triangulation active : a. La lumière projetée est un point laser b. La lumière projetée est une ligne laser.	6
1.9	Scanners à triangulation laser : a. Nikon lc15dx [7] b. Konica Minolta Range 7 [8] c. Metra Scan 3D de Creaform [9].	6
1.10	La lumière projetée peut être : a. un motif binaire b. une grille c. des cercles d. un motif couleur [10].	7
1.11	Scanners à projection de franges : a. et b. sont respectivement le Comet 5 Eco et le Comet L3D de Steinbichler [11] c. StereoSCAN 3D de Breuckmann [12].	7
1.12	Principe de la technique d'acquisition par temps de vol.	8

1.13	Scanners à temps de vol utilisant la technique du laser pulsé : a. Leica ScanStation C10 [13] b. Trimble FX [14].	9
1.14	Scanners à temps de vol utilisant la technique de décalage de phase : a. FARO Focus 3D [15] b. Z+F IMAGER® 5010 [16].	9
1.15	Le système de positionnement est un trépied : a. Champ de fouille de Bibracte, numérisé par un scanner GS101 [17] b. Numérisation d'une pièce industrielle par un scanner 3D Z-Snapper de Vialux [18] c. Numérisation d'une virolle par un scanner TOF Leica ScanStation 2 [19].	11
1.16	Le système de positionnement est une Machine à Mesurer Tridimensionnelle (MMT) [20] : a. MMT avec un scanner laser Nikon Lc60D de Nikon Metrology b. Scanner laser Nikon Lc60D.	11
1.17	Le système de positionnement est un bras robot industriel [21] : a. Le bras robot KUKA KR30 b. Scanner à projection de franges ATOS de GOM monté sur un bras robotisé KUKA.	12
1.18	Bras ployarticulé [22] : le scanner SOLANO LITE et le bras BACES Série 200 de KREON.	12
1.19	Trackers : a. Steinbichler T-Tracker CS [23] b. Leica Absolute Tracker AT901 [24].	13
1.20	Le système de positionnement est une plateau rotatif : a. 1 axe - Steinbichler COMET Rotary [25] b. 2 axes - KUKA DKP-400 [26].	13
1.21	Cellule robotisée Robot Scan 1200 de Steinbichler : a. Vue externe de la cellule b. Composition de la cellule : un robot à 6 axes, une table tournante et un scanner à projection de franges.	16
1.22	Solution automatisée de GOM [27] : a. La cellule d'inspection GOM ATOS b. Scanner ATOS Triple Scan.	16
1.23	Machine à mesurer tridimensionnelle ATOS ScanBox [28] : a. Programmation manuelle de la routine d'inspection b. Composition de la cellule : un bras robot à six axes, une table tournante à 1 axe de rotation vertical et scanner ATOS Triple Scan.	17

2.1	Intégration des contraintes de visibilité, d’occultations et de positionnement pour le calcul de la NBV <i>Reed</i> [29] (la surface cible est en vert) : a. Volume de visibilité, b. Volumes définis par les occultations, c. Intersection des 2 volumes, d. Volume de positionnement du capteur, e. Intersection des différents volumes.	23
2.2	Les deux différentes annotations de voxels et le plan d’occultation <i>Massios and Fisher</i> [30].	24
2.3	Le système d’acquisition utilisé dans les travaux de <i>Massios and Fisher</i> [30] .	24
2.4	Les modèles obtenus en cours de numérisation [31] : a. Le modèle grossier ou <i>Hint model</i> b. L’ensemble des voxels vus et occultés c. Modèle final.	25
2.5	Reconstruction de modèle 3D dans le cadre de la manipulation d’objets <i>Krainin et al.</i> [32] : a. Le robot doit manipuler l’objet et le déplacer devant la caméra afin de reconstruire son modèle 3D b. La NBV est sélectionnée parmi les points de vues résultant d’un échantillonnage régulier de l’espace de travail.	28
2.6	Voxélisation et attributs [33]	28
2.7	Reconstruction 3D et exploration de scènes à partir d’images capturées via le robot humanoïde HRP-2 <i>Foissotte et al.</i> [34].	29
2.8	Le système de numérisation 3D utilisé par <i>Maver and Bajcsy</i> [35].	31
2.9	Les différents types d’occultations distingués par <i>Maver and Bajcsy</i> [35] : a. Le capteur, b. Occultation du laser, c. Occultation de la caméra.	31
2.10	Placement d’un réseau de caméras pour la reconstruction 3D d’objets inconnus <i>Olague and Mohr</i> [36] [37] : a. Définition du problème b. Configurations de placement des capteurs.	33
2.11	Dispositif expérimental utilisé dans les travaux de <i>Pito</i> [38].	35
2.12	Définition des surfaces et des volumes selon <i>Pito</i> [38].	35
2.13	Choix de la direction d’acquisition selon <i>Pito</i> [38] : a. Les sous-espaces PSS et PSD b. Projection des patches vides dans le PSS c. Projection des surfaces vues dans le PSS.	36
2.14	Définition d’un Mass Vector Chain (MVC) selon <i>Yuan</i> [39].	37
2.15	Définition de la NBV en utilisant l’approche de MVC <i>Yuan</i> [39] : a. Définition de l’orientation principale des données acquises b. Positionner le scanner selon la direction opposée à l’orientation principale c. Acquisition des données. . . .	38

2.16	Acquisition des données manquantes lors de la deuxième phase de l'algorithme de <i>Loriot et al.</i> [40] : a. Identification de l'orientation du trou b. Positionner le scanner selon cette normale c. Acquisition des données d. Modèle résultant.	39
2.17	Analyse des données acquises dans les travaux de <i>Kriegel et al.</i> [41] : a. Identification et classification des bords (les couleurs vert, rouge, bleu et jaune indiquent respectivement les bords de gauche, de droite, supérieurs et inférieurs) b. Exemple de classification de bords (ici les bords de gauche).	39
2.18	Identification de la NBV dans les travaux de <i>Kriegel et al.</i> [41] : a. Les bords considérés pour la sélection de la NBV sont les plus extrêmes afin d'assurer une meilleure gestion des occultations b. Introduction d'une contrainte de recouvrement minimal pour la sélection de la NBV.	40
3.1	Synoptique du procédé générique pour la numérisation 3D intelligente et automatique.	49
3.2	Initialisation du procédé : définition du volume de numérisation.	50
3.3	Adaptation de vue : la position suivante du scanner générée lors de la première phase est inatteignable en se basant sur la configuration actuelle du système de numérisation (ici le scanner, le robot et la table tournante). Une phase d'adaptation est nécessaire afin de rendre la position atteignable via une rotation de la table.	52
3.4	Cellule de numérisation 3D formée d'un scanner à projection de franges COMET 5 de Steinbichler monté sur un bras KUKA KR16 et une table tournante à 1 axe de rotation.	54
3.5	Modélisation de la cellule robotisée de numérisation 3D.	54
3.6	<i>Shape-From-Silhouettes</i> : l'intersection des cônes de silhouette est une modélisation grossière et est appelée <i>enveloppe visuelle</i> .	56
3.7	Illustrations d'une coupe de la géométrie estimée d'un objet O par l'approche <i>Shape-From-Silhouette</i> surfacique en rouge et par l'approche volumique à base de voxels en bleu [42].	57
3.8	Utilisation de la technique de <i>Shape-From-Silhouettes</i> pour la reconstruction grossière du volume de numérisation.	58

3.9	Reconstruction du volume englobant par intersection de volumes : a. Volume extrait de la vu de dessus b. Volume extrait des deux vues latérales c. Intersection des volumes.	58
3.10	Diagramme d'adaptation de vue.	59
3.11	Principe de la méthode <i>Work in the workspace</i> : a. Robot de simulation b. Configuration robot de simulation - robot réel.	60
3.12	Principe de la méthode <i>Work on the plane</i> : a. Espace de recherche de solution b. Caractérisation de la solution pratique c. Passage de la configuration théorique à celle pratique.	62
3.13	Comparaison des deux méthodes d'adaptation de vue : a. 8 NBVs théorique générée autour d'un objet cubique b. Les NBVs pratiques générées par la méthode <i>Work in the workspace</i> occupent tout l'espace de travail du robot c. Les NBVs pratiques générées par la méthode <i>Work on the plane</i> sont concentrées dans une seule région de l'espace de travail.	63
3.14	Mouvement du robot dans le plan (x, y) du repère monde : a. La longueur du chemin total entre les différentes positions générées par la méthode <i>Work in the workspace</i> est de 4318.3 mm b. La longueur du chemin total entre les différentes positions générées par la méthode <i>Work on the plane</i> est de 928 mm.	64
3.15	Principe de la méthode des potentiels proposée par <i>Khatib</i> [43] : a. le pic de la surface de potentiel indique l'existence d'un obstacle b. Les forces attractives ramènent le robot vers sa configuration finale tandis que les forces répulsives l'éloignent de l'obstacle.	66
3.16	Les deux familles de techniques d'échantillonnage : a. Les échantillonnages déterministes b. Les échantillonnages probabilistes.	67
3.17	Optimisation du chemin par tirages aléatoires <i>Laumond et al.</i> [44] : a. Chemin initial b. Tirage aléatoire de deux configurations sur le chemin c. Raccourcissement du chemin par connexion des deux configurations intermédiaires.	68
3.18	Approximation de la forme d'un objet par son volume englobant (de la gauche vers la droite) : une sphère, une boîte englobante à axes alignés (AABB), une boîte englobante orientée (OBB) et un polyèdre.	69
3.19	Illustration du théorème de séparation appliqué à des OBBs.	70

3.20	Planification de mouvement : a. Modélisation de la cellule en boîtes englobantes orientées (OBB) [45] [46] b. Construction du graphe par la méthode de <i>Kavraki et al.</i> [47].	71
3.21	Synoptique pour la planification de mouvement.	72
3.22	Filtrage de bruit dans un nuage de points : a. Avant filtrage b. Après filtrage.	73
3.23	Filtrage de redondance : a. Nuage de point brut b. Nuage de point maillé c. Nuage de point filtré d. Nuage de point maillé après filtrage.	73
3.24	Triangulation : a. Nuage de points b. Maillage c. Modèle 3D final.	74
3.25	Décimation des données 3D : a. Objet à décimer b. Maillage avant décimation c. Maillage décimé à 30%.	75
3.26	Recalage et fusion des vues successives : a. Deux acquisitions successives b. Recalage grossier basé sur le modèle du système de positionnement c. Recalage fin et fusion par ICP.	76
4.1	Influence de la courbure sur la complexité <i>Sukumar et al.</i> [48].	79
4.2	Influence du nombre de parties de l'objet sur la complexité : a. Décomposition en surfaces élémentaires selon <i>Sukumar et al.</i> [49] b. Le degré de complexité est proportionnel au nombre de surfaces élémentaires de l'objet.	79
4.3	La complexité est inversement proportionnelle au nombre de plans de symétrie de l'objet [48].	80
4.4	Identification de trois classes de complexité [48].	81
4.5	Résultat de l'enquête de classification des objets de <i>Sukumar et al.</i> [48] selon la complexité de leurs formes.	82
4.6	Quelques objets tests [50] utilisés par <i>Sukumar et al.</i> [48].	83
4.7	Trajectoire du scanner obtenue avec la méthode développée par <i>Loriot et al.</i> [40]	84
4.8	Utilisation de la boîte englobante pour la définition des poses du scanner : a. Parallélépipède rectangle b. Sphère c. Cylindre.	85
4.9	Algorithme de planification de vues à partir de la boîte englobante des données acquises.	86
4.10	Trajectoires du scanner lors de la numérisation par la méthode Bounding Box : a. Parallélépipède rectangle b. Sphère c. Cylindre.	87

4.11	Trajectoires du scanner lors de la numérisation du disque par la méthode Bounding Box : a. La boîte englobante est un parallélépipède rectangle b. La boîte englobante est une sphère c. La boîte englobante est un cylindre.	88
4.12	Le choix de la boîte englobante est critique pour la génération des points de vues : a. La boîte englobante la mieux adaptée à cet objet est un parallélépipède rectangle b. Les zones hachées en vert représentent les parties de la boîte englobante dans la portée du scanner et la partie centrale en blanc représente les données hors de portée du capteur.	90
4.13	Synoptique de la méthode <i>Orientation Clustering (OC)</i>	91
4.14	Définition d'un Mass Vector Chain (MVC) selon <i>Yuan [39]</i>	92
4.15	Estimation de la NBV : a. Détermination du Mass Vector Sum (MVS) b. Candidats à la NBV pour notre méthode c. Une possible NBV.	92
4.16	Détermination de quatre modes principaux par <i>Mean Shift</i>	94
4.17	Trajectoires du scanner lors de la numérisation avec la méthode <i>Orientation Clustering (OC)</i> : a. Vue XY b. Vue XZ c. Vue YZ.	96
4.18	Synoptique de la méthode <i>Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)</i>	98
4.19	Définition de la visibilité : a. Détermination des angles entre la direction de vue et la surface de l'objet b. La visibilité maximale est obtenue pour $\alpha_j^i = 0$ et sa limite est atteinte pour $\alpha_j^i = \pi/2$. Le seuil de visibilité angulaire est fixé pour $\cos(\alpha_j^i) = 0.5$ ($\alpha_s = \pi/3$).	99
4.20	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 <i>WV</i> et celles en jaune représentent les données moyennement visibles <i>BV</i>	100
4.21	Limitation de la classification par visibilité angulaire : certaines données occultées sont considérées visibles en utilisant le critère d'angle.	100

4.22	Identification des surfaces WV et BW pour les deux premières acquisitions : a. Positionnement du scanner pour la première acquisition b. Données acquises c. Identification de WV^1 et BV^1 pour la première acquisition d. Identification de la deuxième direction d'acquisition e. Données acquises à partir de la deuxième position f. Identification de WV^2 and BV^2 à partir des données acquises depuis les deux premières positions du scanner.	102
4.23	Introduction d'une distance seuil pour la détermination de la NBV.	102
4.24	Trajectoires du scanner lors de la numérisation avec la méthode <i>Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)</i> : a. Vue XY b. Vue XZ c. Vue YZ.	104
4.25	Objets tests.	106
4.26	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) e. Niveau inférieur (troisième tour).	107
4.27	Modèles 3D obtenus avec la méthode <i>Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)</i> . 108	
4.28	Configurations du robot durant l'acquisition par la méthode <i>Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)</i> : 11 acquisitions successives.	109
4.29	Trajectoire du scanner durant la numérisation avec la méthode <i>Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)</i> : a. Vue XZ b. Vue YZ c. Vue XY.	110
A.1	Modélisation du robot Kuka KR16.	117
A.2	Limitations des articulations du robot et de la table tournante.	118
B.1	Détermination de la position du scanner : a. Le point visé est un sommet b. Le point visé est le milieu d'une arête.	119
B.2	Détermination des points de vues à partir des coordonnées sphériques.	120
B.3	Détermination des points de vues pour une boîte englobante cylindrique.	120

Liste des tableaux

1.1	Caractéristiques techniques des scanners à triangulation laser présentés en figure 1.9.	7
1.2	Caractéristiques techniques des scanners à projection de franges présentés en figure 1.11.	8
1.3	Caractéristiques techniques des scanners à temps de vol présentés en figures 1.13 et 1.14.	10
1.4	Configurations de positionnements possibles.	14
2.1	Synthèse des méthodes volumiques de planification de vue pour la numérisation 3D automatique - I	43
2.2	Synthèse des méthodes volumiques de planification de vue pour la numérisation 3D automatique - II	44
2.3	Synthèse des méthodes surfaciques de planification de vue pour la numérisation 3D automatique - I	45
2.4	Synthèse des méthodes surfaciques de planification de vue pour la numérisation 3D automatique - II	46
3.1	Détails sur l'ensemble des transformations de la cellule d'automatisation. . .	55
3.2	Correspondance entre les valeurs articulaires du robot réel et celles du robot de simulation.	61
4.1	Caractéristiques des objets utilisés dans <i>Sukumar et al.</i> [48].	83
4.2	Résultats de simulation de la méthode Bounding Box pour les trois types d'enveloppe : 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. .	89

4.3	Comparaison des résultats de simulation des méthodes <i>Bounding Box</i> (<i>BBox</i>) et <i>Orientation Clustering</i> (<i>OC</i>) : 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.	97
4.4	Détermination des facettes moyennement visibles (<i>BW</i>) à partir des deux premières vues. N est le nombre de facettes. $V_a^i(f_j)$ et $V_r^i(f_j)$ sont respectivement la visibilité angulaire et la visibilité par lancer de rayons de la facette f_j à partir de la $i^{\text{ème}}$ direction d'acquisition ($i = 1, 2$).	101
4.5	Comparaison des résultats de simulation des méthodes <i>Bounding Box</i> (<i>BBox</i>), <i>Orientation Clustering</i> (<i>OC</i>) et <i>Barely Visible Surfaces Clustering</i> (<i>BVSC</i>) : 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.	105
4.6	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. . . .	106
4.7	Analyse des résultats obtenus avec la méthode <i>Bounding Box</i> : NA, CR, ET et TL sont respectivement le nombre d'acquisitions, le taux de complétude, le temps de numérisation et la longueur de trajectoire.	107
4.8	Analyse des résultats obtenus avec la méthode <i>Barely Visible Surfaces Clustering</i> (<i>BVSC</i>) : NA, CR, ET et TL sont respectivement le nombre d'acquisitions, le taux de recouvrement, le temps de numérisation et la longueur de trajectoire.	108
A.1	Les paramètres de <i>Denavit-Hartenberg</i> (<i>DH</i>) du robot Kuka KR16.	117

Chapitre 1

Introduction générale

1.1 Numérisation 3D : Définition et domaines d'applications

La numérisation tridimensionnelle permet de mesurer les formes d'un objet pour en créer un fichier numérique appelé *Modèle numérique 3D*. Ainsi, un équipement de numérisation capte, enregistre et matérialise numériquement la géométrie de toute pièce physique. De plus en plus performante, la numérisation 3D ouvre de nouvelles voies en matière de design, de contrôle et de maintenance industrielle. De nombreuses entreprises, issues d'horizons divers, sont devenues des usagers de la numérisation 3D. Cette diffusion dans tous les secteurs de l'industrie s'explique en grande partie par l'amélioration des techniques de mesures tridimensionnelles permettant de satisfaire les besoins grandissants du marché. Le recours à la numérisation 3D est justifié par la performance accrue des capteurs 3D en terme de rapidité et de qualité de la mesure et de la maniabilité offerte par les logiciels de traitement des nuages de points. Une kyrielle d'applications est possible couvrant de nombreux domaines.

1.1.1 Domaines industriels

Dans le domaine industriel, les modèles 3D obtenus par numérisation sont utilisés dans des applications de :

- Contrôle qualité [51] : ce contrôle porte généralement sur l'analyse de la métrologie des pièces mécaniques par mesure de leurs cotes fonctionnelles et par des calculs de déviations. Cette inspection a pour but de vérifier l'état de la pièce réelle et d'analyser l'écart entre son modèle numérique (obtenu par numérisation) et celui de référence (Conception Assistée par Ordinateur - CAO) (voir figure 1.1).
- Rétro-conception [52] : le modèle 3D de l'objet numérisé est utilisé pour concevoir un modèle CAO qui pourra être modifié, analysé et adapté en fonction de l'application visée. Le modèle obtenu peut être utilisé afin d'optimiser son processus de fabrication. Le principe de la rétro-conception, illustré dans la figure 1.2, repose sur la création d'un modèle polygonal, via des logiciels de reconstruction de surfaces, à partir du nuage de points 3D acquis par numérisation. Par la suite, une surface NURBS¹ (pour Non-

1. Les Non Uniform Rational B-Spline sont des courbes calculées à partir de l'interpolation de quelques points de contrôle. On peut en modifier localement l'apparence en déplaçant certains points ou nœuds de

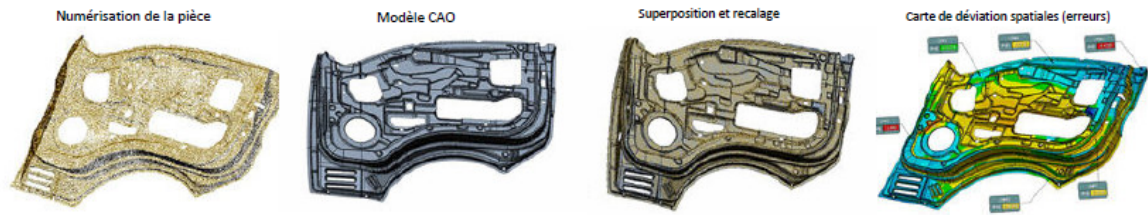


FIGURE 1.1 – Etapes du processus de contrôle de qualité. Le modèle numérique obtenu par numérisation (à gauche) est comparé au modèle CAO afin de générer une carte de déviation (à droite).

Uniform Rational Basis Splines) est générée et le modèle résultant est exporté en CAO.

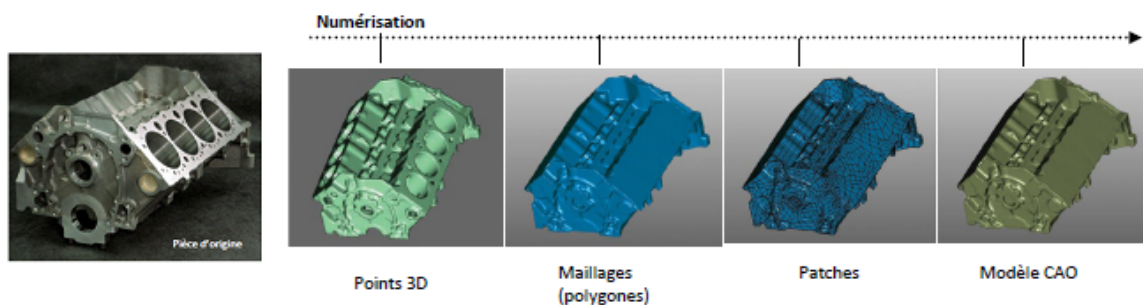


FIGURE 1.2 – Rétro-conception : retrouver le modèle CAO à partir d'une pièce fabriquée.

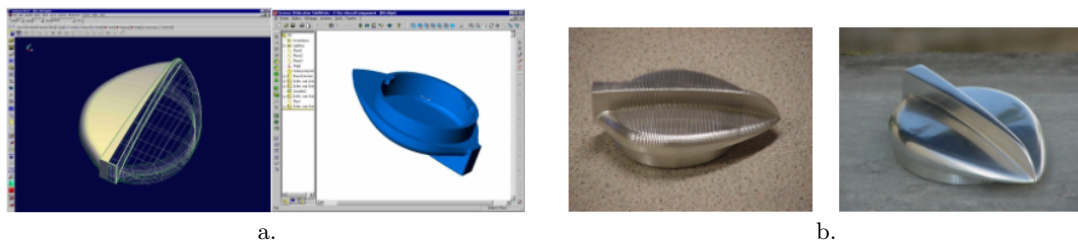


FIGURE 1.3 – Usinage d'une pièce à partir de son modèle numérique : a. Modèle numérique de la pièce b. Pièce reproduite après usinage et polissage [1].

- Prototypage rapide : Les procédés de prototypage rapide sont issus de la chaîne numérique en conception mécanique. Comme illustré dans la figure 1.3, le modèle numérique de la pièce est utilisé pour reproduire un modèle tridimensionnel physique à différentes échelles. Ces procédés permettent, à titre d'exemple, de valider un processus de fabrication ou de reproduire un outil de production (moule, empreinte, etc.). Plusieurs méthodes de prototypage rapide ont été identifiées dans la littérature [1]. Citons par exemple : la stratoconception, la stéréolithographie, le frittage de poudre, la dépose de matière, la découpe de matière, etc.

contrôle. Ces nœuds ne sont pas distribués de manière homogène (Non Uniform) et possèdent un poids (Rational) qui intervient dans le calcul d'ensemble de la courbe. La possibilité de déplacer ces points et d'en modifier le poids permet de créer des formes d'une grande complexité avec assez peu d'éléments de contrôle.

1.1.2 Autres domaines

La numérisation 3D ne trouve pas uniquement son utilité dans les domaines industriels. D'autres domaines d'applications, tels que le patrimoine, sont de plus en plus utilisateurs de cette technologie. En effet, la numérisation permet une conservation numérique pour lutter contre la dégradation inévitable des œuvres qui sont souvent des exemplaires uniques et elle en facilite également l'accès et la consultation. Cette technique est utilisée également dans la restitution des environnements ou des bâtiments disparus (voir figure 1.4), dans la modélisation et la simulation et dans la valorisation des œuvres patrimoniales. Ces applications de reconstitution du patrimoine sont reproduites sur des supports variés, animées sur des dispositifs muséographiques immersifs ou encore en ligne.

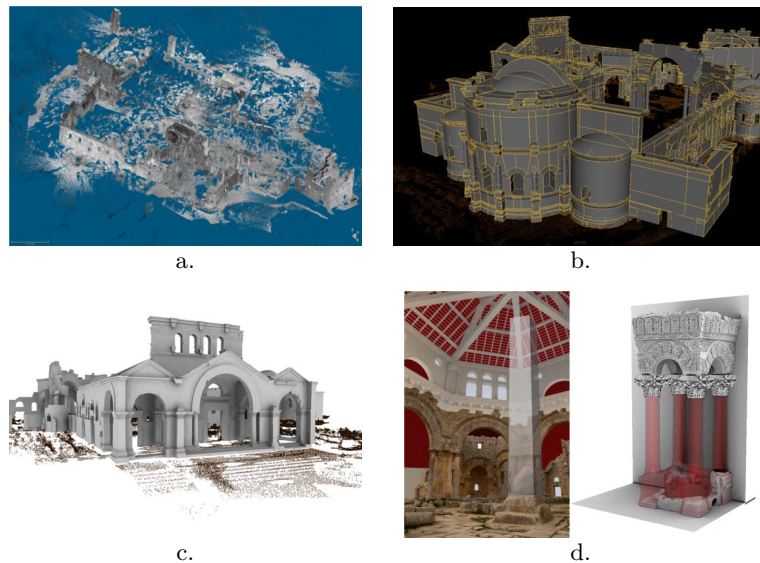


FIGURE 1.4 – Restitution du site de Saint Syméon en Syrie : a. Relevé 3D b. Modélisation du site c. et d. Restitution de certaines parties [2].

La numérisation 3D est également très répandue dans le domaine médical. Les recherches tendent à reproduire tout ou une partie du corps humain, voire à capturer ses mouvements. Comme champs d'applications possibles, nous pouvons citer :

- La chirurgie plastique : la numérisation permet de simuler les résultats postopératoires et de planifier des interventions (rhinoplastie, greffes de visages, brûlures de visages, etc.). La figure 1.5.a illustre un exemple d'application dans le cas d'une opération de mammoplastie [3].
- La chirurgie réparatrice [4] : la numérisation 3D permet d'avoir une base d'organes virtuels de remplacement. Les modèles numériques stockés dans cette base permettent de simuler la convenance de l'organe recherché au patient et d'envisager les différentes opérations de son adaptation avant la greffe (figure 1.5.b).
- L'orthopédie [5] : la numérisation est utilisée pour la mesure des membres et de prothèses, la fabrication sur mesure des prothèses, la numérisation des moulages, la fabrication de semelles orthopédiques (figure 1.6.a), etc.
- L'orthodontie [6] : le modèle numérique des mâchoires du patient ou des empreintes

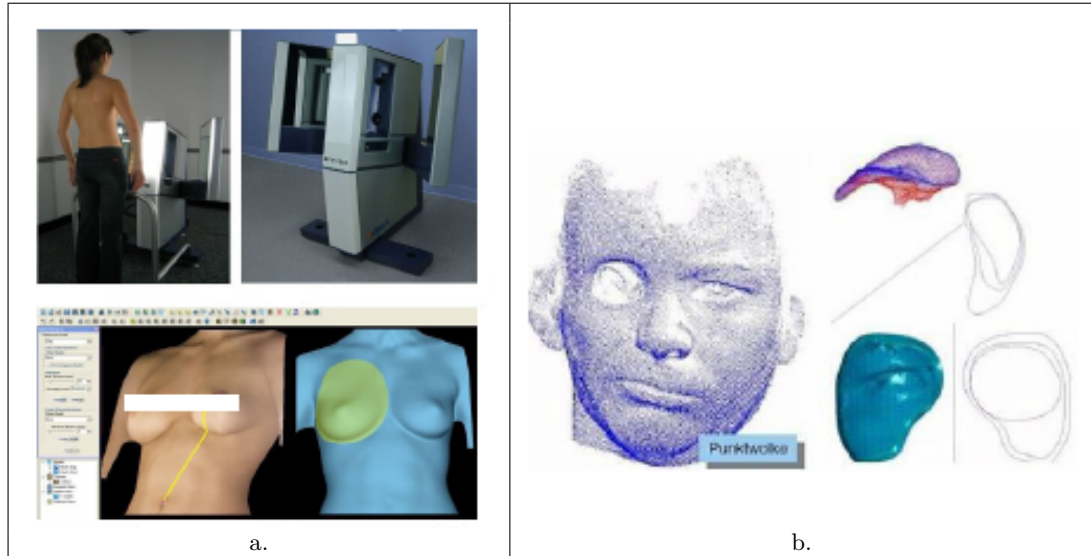


FIGURE 1.5 – Utilisation de la numérisation 3D dans le domaine médical : a. Exemple d'emploi en chirurgie plastique [3] b. Exemple d'emploi en chirurgie réparatrice [4].

prises sur le patient peut être utilisé afin de prévenir et de corriger la position déficiente des dents (figure 1.6.b), de mesurer le moule dentaire imprimé, d'archiver son modèle numérique, d'analyser et de diagnostiquer les maladies, de planifier des interventions, etc.

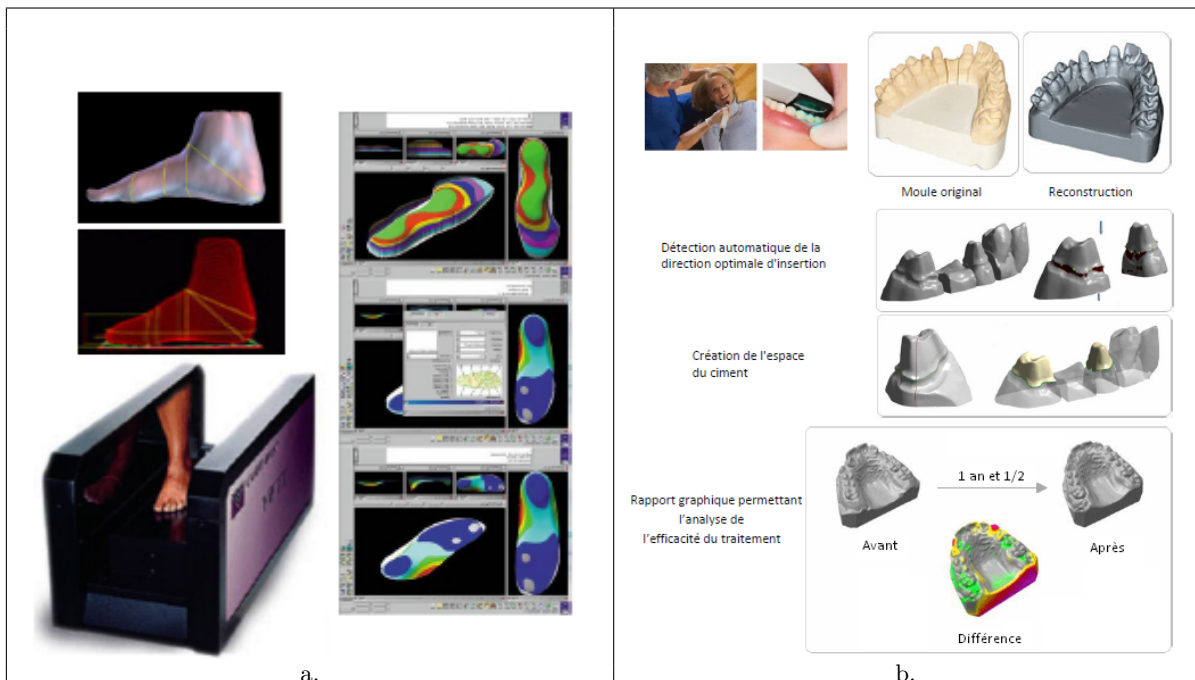


FIGURE 1.6 – Utilisation de la numérisation 3D dans le domaine médical : a. Exemple d'emploi pour l'orthopédie [5] b. Exemple d'emploi pour l'orthodontie [6].

D'autres domaines d'applications de la numérisation tridimensionnelle peuvent être identifiés tels la communication via la création d'objets 3D manipulables (catalogue Web), ou d'ani-

mations 3D (jeux vidéo).

1.2 Quelques systèmes de numérisation sans contact

Au cours de ces dernières décennies, le développement technologique et l'évolution des besoins et des exigences ont considérablement contribué à l'amélioration et/ou à l'apparition de nouvelles technologies de mesure 3D. La plupart des systèmes de numérisation utilisés ces dernières années s'appuient sur des technologies de mesure sans contact. Contrairement aux systèmes de numérisation avec contact, ces capteurs permettent l'acquisition d'un grand nombre de points en un minimum de temps. Ceci permet de générer un modèle numérique précis et fidèle à l'objet et réduit considérablement les opérations de traitement. En plus, l'absence de contact, rend ces capteurs utilisables pour quasiment tout type de pièces (des limitations existent encore pour des surfaces brillantes ou transparentes par exemple [53]) et pour travailler dans différents environnements. Les atouts technologiques de ces systèmes et leur robustesse les rend plus attractifs et justifie que de nombreux industriels ont recours à ces technologies dans un but d'optimisation et de rationalisation. Dans cette section nous présenterons les principales technologies de numérisation 3D utilisées en industrie et exposerons pour chacune d'entre elles quelques exemples de nouveautés en matière de scanners 3D. Le lecteur peut se rapporter aux travaux de *Loriot* [17] pour des aspects plus détaillés ou complémentaires.

1.2.1 Systèmes à triangulation active

La triangulation est la technique la plus ancienne pour la numérisation 3D [54] et repose sur la loi des triangles. La configuration de base de ce type de capteurs est synthétisée dans la figure 1.7 et se compose d'un émetteur et d'un récepteur séparés d'une distance d . La lumière émise par la source, selon un angle θ par rapport à l'axe joignant les deux composants, est renvoyée par l'objet cible, au point P, vers le récepteur formant un angle φ avec cet axe.

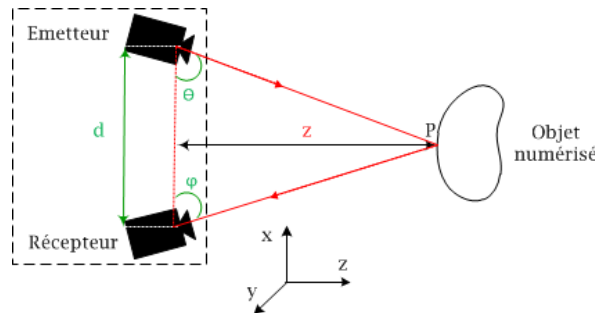


FIGURE 1.7 – Principe de la triangulation active.

Selon la loi des triangles, la profondeur z est déterminée par le calcul suivant :

$$z = \frac{d}{\cotan(\theta) + \cotan(\varphi)} \quad (1.1)$$

L'intersection entre la lumière projetée et l'objet à numériser décrit les variations géométriques de sa surface. Bien que simple à mettre en œuvre, cette technique est très performante et permet d'atteindre des niveaux de précisions très élevés (de l'ordre du μm). Les systèmes utilisant la technologie de triangulation active peuvent être classés en deux catégories principales identifiées selon la nature de la lumière projetée sur l'objet : laser ou lumière structurée.



FIGURE 1.8 – Triangulation active : a. La lumière projetée est un point laser b. La lumière projetée est une ligne laser.

Pour la première classe de scanners, la lumière projetée sur l'objet peut être soit un point, soit une ligne laser (voir figure 1.8). La source utilisée dans les deux cas de figures est la même. Cependant, un composant optique (souvent un miroir rotatif ou lentille cylindrique) est ajouté, en plus de la source, afin d'élargir le faisceau et de projeter une ligne. Ceci permet d'augmenter l'étendue spatiale d'acquisition à chaque projection.



FIGURE 1.9 – Scanners à triangulation laser : a. Nikon lc15dx [7] b. Konica Minolta Range 7 [8] c. Metra Scan 3D de Creaform [9].

La figure 1.9 illustre 3 exemples parmi les plus récents scanners à triangulation laser. Le tableau 1.1 synthétise les principales caractéristiques de ces capteurs (selon les fiches constructeurs).

En ce qui concerne la deuxième catégorie de scanners, un motif bi-dimensionnel, binaire ou couleur, est projeté sur l'objet. Ce motif peut être une matrice de points, une grille ou même un faisceau de lignes [55]. Ces systèmes ne nécessitent pas un dispositif de balayage

Scanner \ Caractéristiques	Nikon lc15dx	Konica Minolta Range 7	Metra Scan
Précision (μm)	6	30	80
Temps d'acquisition (s)	-	7	-
Fréquence de mesure (points/s)	70000	180000	36000
Distance de travail (mm)	60	450 / 800	152 / 300
Profondeur de champ (mm)	15	55 / 195	50 / 100
Volume de mesure (mm^3)	dépend du positionneur	$79 \times 99 \times 55 / 270 \times 335 \times 195$	$70 \times 70 \times 50 / 210 \times 210 \times 100$

TABLE 1.1 – Caractéristiques techniques des scanners à triangulation laser présentés en figure 1.9.

de la lumière projetée qui couvre la partie visible de l'objet. La figure 1.11 regroupe trois scanners à projection de franges.

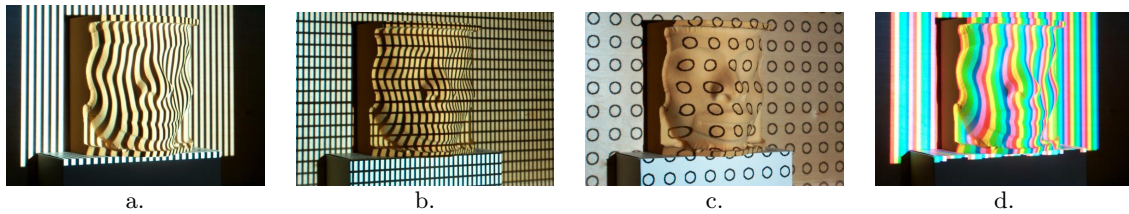


FIGURE 1.10 – La lumière projetée peut être : a. un motif binaire b. une grille c. des cercles d. un motif couleur [10].



FIGURE 1.11 – Scanners à projection de franges : a. et b. sont respectivement le Comet 5 Eco et le Comet L3D de Steinbichler [11] c. StereoSCAN 3D de Breuckmann [12].

Les systèmes de numérisation utilisant la triangulation (laser ou lumière structurée) sont utilisés dans des applications à forte exigence de précision et de rapidité d'acquisition. Cette précision est conditionnée par le respect des paramètres et caractéristiques du système (distance de travail et champ de vue). Comme le montrent les tableaux 1.1 et 1.2, ces systèmes sont plus adaptés à la numérisation d'objets de petites et moyennes dimensions. Ils permettent d'acquérir une grande quantité d'informations en un minimum de temps et avec une haute précision.

Caractéristiques	Scanner		
	Comet 5 Eco 11 M	Comet L3D	StereoSCAN 3D 8 M
Résolution de la caméra	4016 × 2688	1600 × 1200	3296 × 2472
Précision (μm)	50	30	35
Temps d'acquisition (s)	4	1.5	1
Distance de travail (mm)	800	800	840
Profondeur de champ (mm)	370	250	450
Volume de mesure (mm^3)	560 × 375 × 370	400 × 300 × 250	605 × 480 × 450

TABLE 1.2 – Caractéristiques techniques des scanners à projection de franges présentés en figure 1.11.

1.2.2 Systèmes à temps de vol

Pour de plus grandes structures comme les bâtiments [56], les champs de fouilles [57] ou les pièces de grandes dimensions telles que les pièces de forge [19], la technique la plus répandue est celle basée sur le temps de vol (Time Of Flight - TOF).

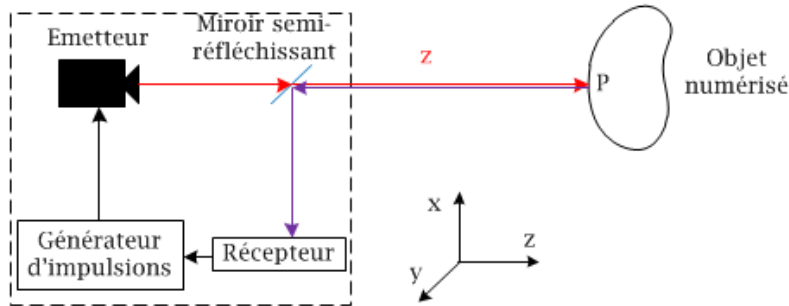


FIGURE 1.12 – Principe de la technique d'acquisition par temps de vol.

Les systèmes de numérisation à technologie temps de vol utilisent le principe de télémétrie. En effet, la distance z entre le point de surface P et le capteur (illustrée dans la figure 1.12) est calculée en évaluant le temps d'aller-retour de l'onde émise. Le signal émis peut être de type ultrason, infrarouge, hyperfréquence ou bien lumineux. Ce dernier représente la technologie la plus utilisée. Une multitude de techniques permettent d'évaluer le temps d'aller-retour mis par l'onde lumineuse pour atteindre la cible. Les techniques les plus utilisées sont la détection de pulse [58] [59] et le décalage de phase [60] [61].

Pour la première technique, la profondeur z est donnée par la relation suivante :

$$z = \frac{v \cdot \Delta t}{2} \quad (1.2)$$

où v et $\frac{\Delta t}{2}$ désignent respectivement la vitesse d'émission v du pulse laser (vitesse de la lumière) et le temps mis par le signal pour atteindre le point P de l'objet. La figure 1.13 montre

deux scanners TOF à laser pulsé.

En ce qui concerne la deuxième technique, au lieu d'envoyer un pulse laser, l'onde lumineuse est modulée en amplitude. En effet, l'onde est émise à amplitude et fréquence connues et est évaluée à sa réception afin de déterminer sa nouvelle amplitude. La profondeur z est déterminée par la relation suivante :

$$z = \frac{\lambda \cdot \Delta\phi}{4\pi} \quad (1.3)$$

où λ et $\Delta\phi$ sont respectivement la longueur d'onde du signal émis et le décalage de phase entre l'onde émise et celle réfléchi. La figure 1.14 montre deux scanners TOF à décalage de phase.



FIGURE 1.13 – Scanners à temps de vol utilisant la technique du laser pulsé : a. Leica ScanStation C10 [13] b. Trimble FX [14].



FIGURE 1.14 – Scanners à temps de vol utilisant la technique de décalage de phase : a. FARO Focus 3D [15] b. Z+F IMAGER® 5010 [16].

Le tableau 1.3 illustre les principales caractéristiques des scanner présentés dans les figures 1.13 et 1.14. Ces scanners sont caractérisés par leur grande portée, la densité des données acquises et leur capacité à couvrir un large champ de vue. Bien que la précision de ces systèmes

Caractéristiques \ Scanner	Leica ScanStation C10	Trimble FX	FARO Focus 3D	Z+F IMAGER® 5010
Champ visuel $H \times V$ (deg)	360×270	360×270	360×305	360×320
Portée max (m)	300	50	120	187
Précision (mm)	2	1	2	2
Fréquence de mesure (points/s)	50000	216000	122000	-

TABLE 1.3 – Caractéristiques techniques des scanners à temps de vol présentés en figures 1.13 et 1.14.

soit faible par rapport aux systèmes à triangulation active, elle reste tolérable quand il s'agit de numériser des environnements ou des objets de grandes dimensions.

1.3 Quelques systèmes de positionnement

Les systèmes de numérisation sont généralement associés à des systèmes de positionnement assurant la mobilité du capteur et/ou celle de l'objet afin de couvrir au maximum sa surface. En effet, la plupart des scanners sont des systèmes d'acquisition par vue directionnelle, ainsi la numérisation d'un objet ne peut pas se faire en une seule acquisition. L'objet à numériser et/ou le système de numérisation doit (doivent) être déplacé(s) afin d'explorer sa forme et d'acquérir un maximum de données. Les changements de positions du capteur et/ou de l'objet engendrent des traitements spécifiques à appliquer sur les données acquises. Le recalage des différentes vues capturées en est la principale opération : il s'agit de la mise en correspondance des acquisitions par rapport à un référentiel commun afin d'obtenir une reconstruction complète. Ce recalage s'appuie sur la mise en correspondance de caractéristiques extraites de différents points de vue. Cette opération peut se faire soit à partir du logiciel d'acquisition ou bien en exploitant les données de positions du capteur et/ou de l'objet.

En milieu industriel, le système de positionnement peut être : un trépied, une Machine à Mesurer Tridimensionnelle (MMT), un bras robot industriel ou bien un bras polyarticulé. Le lecteur intéressé peut se référer à l'étude réalisée au sein du laboratoire *Le2i* sur les systèmes de numérisation [62].

Le positionnement sur trépied signifie que le scanner doit être repositionné manuellement autour de l'objet pour capturer plusieurs vues. Cette solution est généralement utilisée pour la numérisation de pièces ou d'environnements de grandes dimensions (voir figure 1.15). Elle est adoptée pour positionner des scanners à grande portée et ayant un large champ de vue. Dans ce cas, le recalage est obligatoirement fait via le logiciel d'acquisition. Ce système de positionnement est utilisé dans les configurations suivantes : objet fixe - scanner mobile ou objet mobile - scanner fixe.

Quand le système de positionnement est de type MMT (voir figure 1.16), la position du

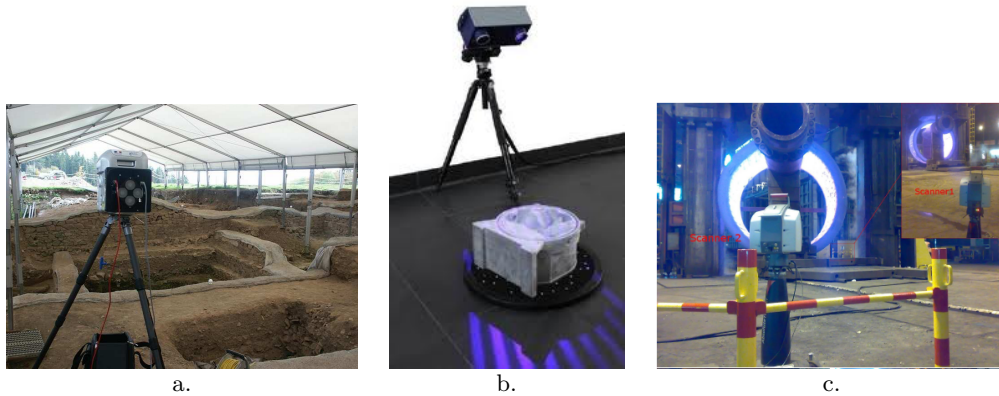


FIGURE 1.15 – Le système de positionnement est un trépied : a. Champ de fouille de Bi-bracte, numérisé par un scanner GS101 [17] b. Numérisation d’une pièce industrielle par un scanner 3D Z-Snapper de Vialux [18] c. Numérisation d’une virole par un scanner TOF Leica ScanStation 2 [19].

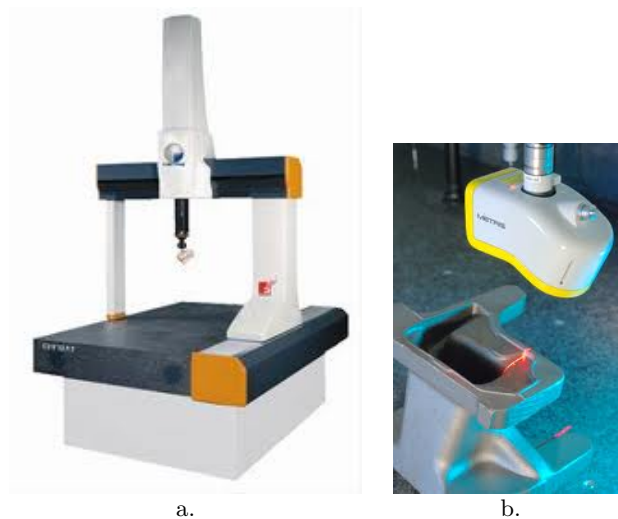


FIGURE 1.16 – Le système de positionnement est une Machine à Mesurer Tridimensionnelle (MMT) [20] : a. MMT avec un scanner laser Nikon Lc60D de Nikon Metrology b. Scanner laser Nikon Lc60D.

capteur est connue avec un haut degré de précision et est utilisée pour le recalage des différentes vues. Ce genre de système est doté de trois translations et d’un poignet pour orienter le capteur. Initialement dédiée à la mesure avec contact (palpage), la solution de placement sur MMT est désormais adoptée pour les scanners à triangulation laser (voir figure 1.16.b). Ce positionneur est conçu pour numériser des objets dont la taille peut aller de 0.5 à 120 m^3 [17].

Offrant un espace de travail dynamique au travers de leurs nombreux degrés de libertés, les bras robots (voir figure 1.17.a) sont très répandus dans l’industrie. Ces systèmes sont utilisés pour déplacer le scanner autour de l’objet ou bien pour tourner l’objet devant le système de mesure. N’ayant pas une haute précision de positionnement (de l’ordre du milli-

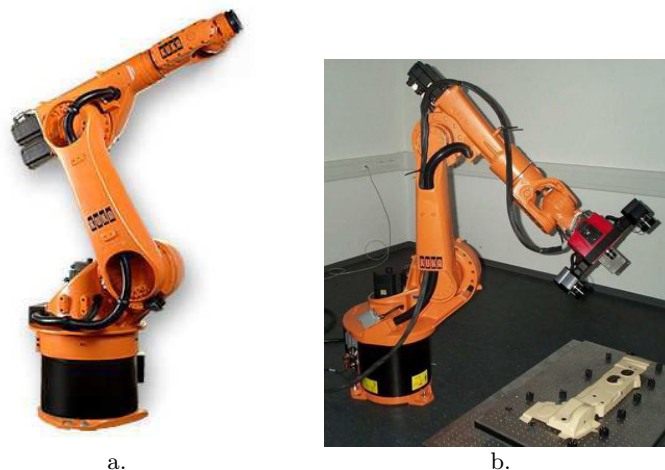


FIGURE 1.17 – Le système de positionnement est un bras robot industriel [21] : a. Le bras robot KUKA KR30 b. Scanner à projection de franges ATOS de GOM monté sur un bras robotisé KUKA.

mètre), contrairement à une MMT, les informations relatives à la position de ces systèmes dans l'espace de travail ne peuvent pas être utilisées directement pour un recalage fin des données acquises. Par conséquent, le recalage se fait en deux étapes : un recalage grossier (pré-alignement) au travers de la position du robot et ensuite un recalage fin par une solution logicielle. Ce type de positionneur est utilisé généralement pour des scanners à triangulation laser ou à projection de franges (voir figure 1.17.b). Le volume de travail offert par cette solution est de de l'ordre de quelques mètres cube.



FIGURE 1.18 – Bras ployarticulé [22] : le scanner SOLANO LITE et le bras BACES Série 200 de KREON.

Afin d'augmenter les performances de ce type de positionneur, des trackers optiques (figure 1.19.a) et laser (figure 1.19.b) peuvent être intégrés au système. Ces trackers permettent de calculer avec une haute précision la position du capteur. Ces systèmes sont très utilisés

pour la numérisation de pièces de grandes dimensions qui nécessitent un large espace de numérisation et une grande mobilité du système d'acquisition.



FIGURE 1.19 – Trackers : a. Steinbichler T-Tracker CS [23] b. Leica Absolute Tracker AT901 [24].

Contrairement aux systèmes de positionnement type MMT ou bras robot industriel qui peuvent être utilisés en mode de commande automatique, un bras polyarticulé est conçu afin d'être guidé manuellement par un opérateur (voir figure 1.18). Ces systèmes sont des bras mécaniques à 6 ou 7 articulations rotoïdes équipées de codeurs renvoyant la position de ses différents axes. Grâce à leur haute précision de positionnement qui peut atteindre quelques dizaines de microns, ces systèmes sont très utilisés dans des applications de contrôle en milieu industriel. Dans le cas d'une mesure sans contact, les bras polyarticulés sont associés à des capteurs à triangulation laser.



FIGURE 1.20 – Le système de positionnement est une plateau rotatif : a. 1 axe - Steinbichler COMET Rotary [25] b. 2 axes - KUKA DKP-400 [26].

Les systèmes de positionnement de type trépied et robot industriel peuvent être associés à des tables tournantes (voir figure 1.20) assurant la mobilité de l'objet. Dans le premier cas de figure, la table permet de tourner l'objet devant le scanner qui est fixe. Cette configuration est la plus simple à mettre en œuvre, cependant, n'ayant pas suffisamment de degrés de liberté, elle reste limitée pour assurer une couverture totale de la surface de l'objet à numériser. En revanche, le système de positionnement regroupant un bras robot et un plateau rotatif est le plus performant et le plus utilisé. L'ensemble est considéré comme un seul système et les degrés de liberté de la table tournante sont gérés en tant que degrés de liberté supplémentaires. Cette configuration permet d'agrandir fictivement l'espace de travail. Les tables tournantes peuvent être de simples plateaux rotatifs ayant un seul axe de rotation (voir figure 1.20.a) ou, en version plus développée, une table à deux axes de rotation horizontale et verticale (1.20.b).

Configuration \ Système	Trépied	MMT	Robot industriel	Bras polyarticulé	Table tournante
Objet fixe - Scanner mobile	✓	✓	✓	✓	
Objet mobile - Scanner fixe	✓		✓		✓
Objet mobile - Scanner mobile			✓		✓

TABLE 1.4 – Configurations de positionnements possibles.

Les systèmes cités ci-dessus permettent de couvrir toutes les configurations de positionnement de l'ensemble objet-scanner, illustrées dans le tableau 1.4 :

- Objet fixe et scanner mobile.
- Objet mobile et scanner fixe.
- Objet et scanner mobiles.

Il est évident que la configuration objet-scanner mobiles permet d'avoir un espace de travail plus dynamique que les espaces de travail obtenus pour les autres configurations. Par conséquent, le temps nécessaire pour la numérisation complète peut être réduit. Cependant, la coordination entre les différentes composantes du système de positionnement doit être assurée. Le système de positionnement formé d'un bras robot industriel et d'une table tournante est désormais le système le plus performant, ce qui justifie le nombre croissant d'industriels qui l'ont adopté.

1.4 Synthèse sur les systèmes de numérisation 3D

Comme nous venons de le montrer, un système de numérisation est formé d'un système de mesure (capteur 3D) et d'un système de positionnement. Les technologies des systèmes de numérisations (scanners - systèmes de positionnements) ont atteint un degré de maturité très élevé en termes de développements technologiques. Les solutions proposées sur le marché ont permis de répondre aux fortes exigences de l'industrie. 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. Ainsi, malgré les facilités apparentes d'utilisation, la qualité des résultats reste très sensible à la procédure utilisée et par conséquent aux compétences de l'opérateur. 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. Plusieurs campagnes d'inter-comparaison [63] [64], menées par plusieurs laboratoires afin de comparer les moyens optiques et d'établir des conclusions sur les performances de ces outils, montrent qu'il y a une grande variance des résultats de numérisation de la même pièce de référence par le même type de capteur. 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.

Dans la section suivante, nous présenterons un aperçu des solutions de numérisation 3D dites *automatiques* les plus abouties en termes de flexibilité de mesure et de capacité à être industrialisées.

1.5 Solutions commerciales pour la numérisation 3D automatique

1.5.1 Robot Scan 1200

Le système ROBOT Scan 1200 [65] est une cellule robotisée produite par la société Steinbichler. Ce système est une machine industrielle mobile et autonome qui se présente comme un centre d'usinage. Il remplit toutes les exigences de sécurité telles que l'amortissement des vibrations et de la climatisation (minimiser l'effet de la température sur la mesure). Cette solution est dite mobile car la mise en place de la cellule est inférieure à une journée et peut être placée facilement près de la chaîne de production. Le système est composé d'un bras robot à 6 axes et d'un plateau rotatif. La numérisation se fait par la technologie de projection de franges (lumière blanche).

Cette cellule a été conçue afin de faciliter la procédure de numérisation 3D en offrant au technicien de mesure plus de confort dans la programmation des positions de numérisation qui s'effectue hors-ligne par apprentissage manuel. En effet, l'opérateur manipule directement le scanner, et par conséquent le robot qui est en mode "mouvement lent", et enregistre les positions de numérisation. Une fois les étapes d'acquisitions définies, le scénario de numérisation peut être simulé, ce qui permettra à l'opérateur de le valider ou de le modifier. Cette

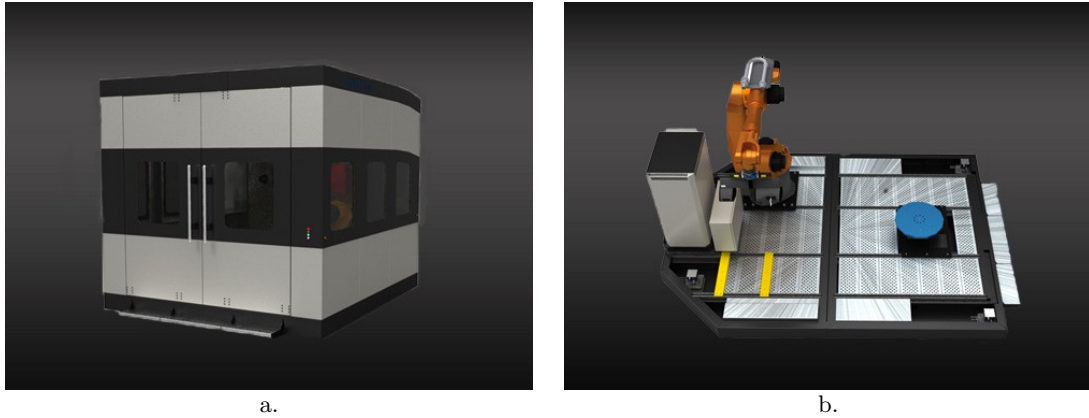


FIGURE 1.21 – Cellule robotisée Robot Scan 1200 de Steinbichler : a. Vue externe de la cellule b. Composition de la cellule : un robot à 6 axes, une table tournante et un scanner à projection de franges.

solution est dotée d'un détecteur de collision en ligne qui assure la sécurité du matériel et de l'opérateur humain. Un programme d'inspection est également disponible et permet, si un modèle de référence est disponible, d'analyser les données acquises et de générer automatiquement un rapport du contrôle effectué. Le système sera mis sur le marché au cours de l'année 2012 [65].

1.5.2 Cellule d'inspection GOM ATOS

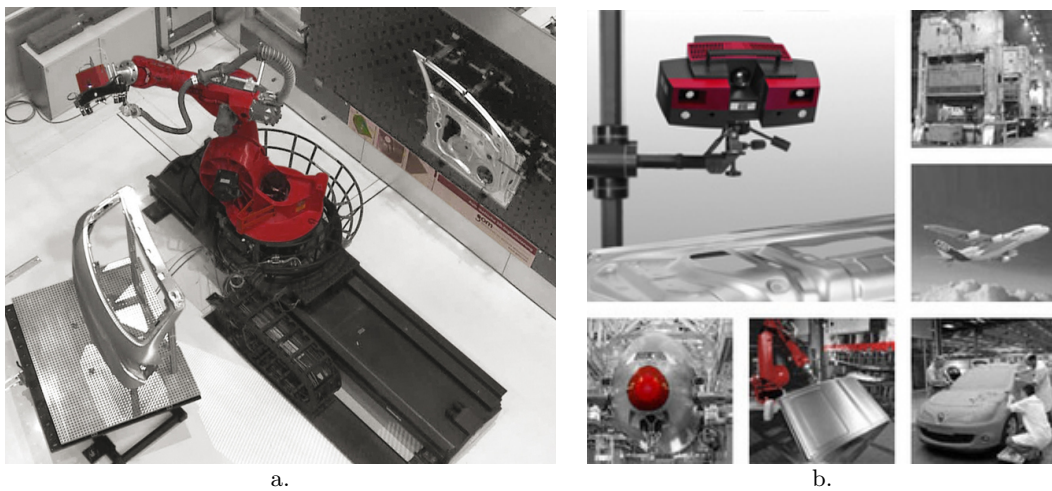


FIGURE 1.22 – Solution automatisée de GOM [27] : a. La cellule d'inspection GOM ATOS b. Scanner ATOS Triple Scan.

La société GOM [27] propose également une solution de mesure automatisée industrielle (voir figure 1.22.a). Bien que cette solution s'inscrive dans le cadre de l'automatisation basée sur un modèle, elle reste parmi les solutions les plus avancées en milieu industriel. La cellule est composée d'un scanner ATOS Triple Scan équipé de la technologie de projection de lumière bleue, qui est la moins sensible aux conditions d'éclairage de l'environnement, monté

sur un bras robot KUKA. Comme illustré dans la figure 1.22.b, ce scanner est très utilisé en industries automobile et aéronautique. Grâce à ses hautes performances, il répond au mieux aux exigences de ces secteurs en contrôle de qualité.

La solution comporte un environnement de simulation permettant de programmer hors ligne les différentes prises de vues au travers d'un modèle CAO de la pièce à numériser. Une série de mesures pour l'inspection automatique peut être programmée et est exécutée à la fin du processus d'acquisition.

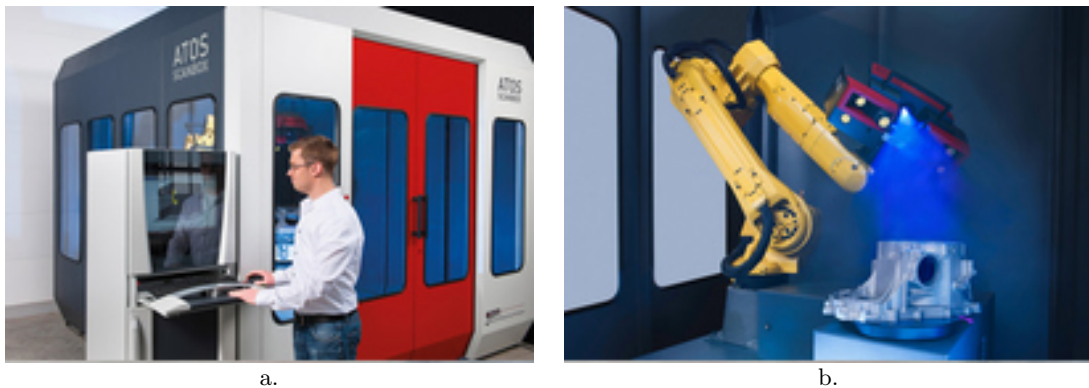


FIGURE 1.23 – Machine à mesurer tridimensionnelle ATOS ScanBox [28] : a. Programmation manuelle de la routine d'inspection b. Composition de la cellule : un bras robot à six axes, une table tournante à 1 axe de rotation vertical et scanner ATOS Triple Scan.

Une version plus récente de cette solution a été proposée par GOM et est connue sous le nom de ATOS ScanBox (voir figure 1.23). Cette cellule possède un degré de liberté supplémentaire grâce à une table tournante. Le scanner 3D utilisé est de type ATOS Triple Scan. Le Scanbox ATOS est une machine de mesure optique 3D avec un espace de travail comparable à une MMT traditionnelle. Toutefois, le Scanbox ATOS fournit des mesures pour des pièces de taille inférieure ou égale à $2m^3$. De même que l'ancienne version, le mode de programmation est l'apprentissage manuel par un opérateur expérimenté.

1.5.3 Synthèse sur les solutions commerciales de numérisation 3D automatiques

Il est évident que les systèmes cités ci-dessus possèdent une valeur ajoutée considérable par rapport à la numérisation manuelle en termes de sécurité (risques de collisions) et de facilité de programmation. Ces solutions sont les plus avancées en terme d'automatisation de la mesure 3D. En revanche, ces solutions ne sont pas totalement automatiques. En effet, la programmation de la routine de numérisation se fait hors ligne par un opérateur. L'automatisation est basée sur une approche d'apprentissage (basée ou non sur un modèle). Ainsi, c'est l'opérateur qui définit les positions du capteur de mesure, les enregistre et exécute a posteriori le scénario de mesure. La démarche de mesure doit être adaptée manuellement pour chaque pièce à numériser. En plus, les parcours entre les positions de prise de vue sont

parfois complexes à mettre au point et des compétences en robotique sont nécessaires.

Ainsi nous pouvons qualifier ces systèmes de *semi-automatiques* compte tenu de l'importance de la présence et de la contribution humaine pour la planification des vues. A notre connaissance, il n'existe aucune solution de numérisation 3D complètement automatique proposée sur le marché et qui répond au mieux aux besoins industriels. Les études réalisées au sein du laboratoire *Le2i* pour l'entreprise *VECTEO* et qui portent sur l'automatisation de la mesure 3D le confirment [66] [67].

1.6 Objectifs et contributions

Le but de notre travail est de définir un processus automatique et intelligent pour la numérisation d'objets inconnus. S'il existe désormais des travaux axés sur la définition de stratégies de numérisation automatique pour les pièces dont les formes sont définies à l'aide d'un modèle numérique de référence [68] [69] [70] [71] [72] [73], peu d'études se sont concentrées sur la numérisation automatique de pièces dont les formes ne sont pas connues a priori. Cette problématique s'avère cependant cruciale en particulier pour les applications industrielles.

Notre travail de recherche était donc de répondre aux questions suivantes, relatives à l'automatisation du processus de numérisation 3D :

- Comment définir la pose (position et orientation) adéquate du scanner pour la prochaine prise de vue ?
- Quel(s) est(sont) le(s) critère(s) pertinent(s) à appliquer qui permet(tent) d'évaluer les positions de numérisations et d'optimiser les déplacements du scanner ?
- Comment définir des méthodes de planification de vues indépendantes du système d'acquisition ?
- Est-ce qu'il est suffisant d'avoir une méthode de planification de vue automatique et intelligente pour que le processus de numérisation le soit ?
- Quelles sont les différentes composantes d'un processus de numérisation 3D automatique et intelligent ?
- Comment assurer une bonne gestion des limitations physiques du système de positionnement ?

Durant cette thèse, nous avons développé des méthodes de planification de prises de vues couplées à des algorithmes de post-traitements. Les approches proposées sont génériques car les fonctions de coût définies pour la détermination des poses optimales du système de mesure sont développées à partir des caractéristiques des données acquises et non pas des paramètres intrinsèques du scanner (résolution, précision, etc.). L'originalité de l'approche finale proposée consiste en l'intégration d'une phase de classification qui permet d'avoir un ensemble de directions d'acquisitions parmi lesquelles une seule est retenue. Ce choix multiple d'alternatives de positionnement permet de répondre à la dernière question, c'est-à-dire la prise en

compte des singularités robotiques, et d'assurer la prise en compte des limitations physiques du système de positionnement.

Nous avons également défini une architecture globale d'un processus de numérisation 3D automatique et intelligente qui consiste en la mise au point d'une chaîne continue allant de l'acquisition jusqu'au conditionnement des données pour la production de modèles 3D. La plupart des travaux dans le domaine se focalisent sur une partie de la chaîne, n'offrant ainsi qu'une réponse partielle à la problématique d'automatisation du procédé.

Les méthodologies d'automatisation de numérisation 3D sont testées en simulation, implantées et optimisées sur un démonstrateur réel de type cellule robotisée. La cellule entièrement pilotable est constituée d'un bras robot à 6 axes et est équipée d'une table rotative verticale et d'une tête de numérisation 3D par projection de franges. La mise en œuvre de ce démonstrateur implique une gestion avancée des contraintes physiques de l'environnement et de l'objet étudié. Le positionnement s'effectue sans apprentissage et est calculé à partir des données collectées. Les trajectoires sont optimisées avec une gestion efficace des collisions.

1.7 Structure du document

La suite de ce mémoire est organisée comme suit : nous ferons d'abord un tour d'horizon des travaux antérieurs liés à la planification de vue pour la numérisation 3D automatique d'objets inconnus. Nous présenterons les méthodes basées sur une approche volumique. Nous exposerons ensuite les méthodes basées sur une approche surfacique. Nous conclurons ce chapitre en situant nos travaux et en définissant et justifiant le type d'approche que nous avons adopté.

Le troisième chapitre détaillera l'architecture globale d'un processus de numérisation 3D automatique. Nous définirons ses différentes composantes et justifierons les échanges et relations entre ses blocs. Nous appliquerons cette architecture dans le cas d'un système de positionnement de type cellule robotisée.

Au cours du quatrième chapitre, nous présenterons dans un premier temps nos objets tests et nous les classerons selon la complexité de leur forme. Dans la deuxième partie, nous détaillerons les différentes méthodes de planification de vue que nous avons développées. Nous exposerons également les résultats de simulations et expérimentaux correspondants afin de prouver l'efficacité et la rapidité de notre solution.

Le cinquième chapitre sera présenté sous forme de discussion résumant les principales contributions de notre travail et donnant quelques perspectives ouvertes pour les travaux futurs.

Chapitre 2

Planification de vue pour la numérisation 3D d'objets inconnus

2.1 Introduction

La production automatique de modèles tridimensionnels par numérisation 3D nécessite un positionnement automatique du système de mesure à chaque étape du processus d'acquisition. Pour numériser un objet il est nécessaire de définir la manière dont on peut l'observer. 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. La notion de visibilité s'impose naturellement quand on parle de planification de prises de vues en numérisation. Un point de l'objet est dit visible à partir d'un emplacement donné du capteur si ce point peut être acquis. La visibilité est définie par plusieurs contraintes liées au système de mesure et à l'objet lui-même. La visibilité d'un point ne signifie pas donc qu'on puisse physiquement l'atteindre. L'acquisition de la forme 3D d'un objet passe d'abord par la modélisation de l'ensemble *Objet - Scène* et l'intégration des contraintes introduites par l'ensemble *Objet - Scène - Capteur*.

Dans ce chapitre, nous présenterons un état de l'art des méthodes d'automatisation adaptées à la numérisation tridimensionnelle d'objets de formes et de géométries complexes. Dans cette étude nous ne nous intéresserons qu'aux méthodes qui ne sont pas basées sur un modèle parce qu'elles correspondent au cas le plus général puisque la planification de vue se fait sans connaissance a priori de la forme de l'objet et de ses caractéristiques. Nous commencerons par présenter un descriptif détaillé des différentes méthodes existantes dans la littérature. Nous synthétiserons ensuite les principales contributions de ces travaux de recherche. Enfin, nous finirons par un aperçu de l'approche que nous allons adopter pour la suite de nos travaux.

2.2 Tour d'horizon des méthodes de planification de prises de vues

La numérisation automatique peut se décomposer en deux grandes étapes : dans un premier temps la recherche des situations relatives capteur/objet et ensuite la génération de trajectoires de numérisation afin d'atteindre l'emplacement pseudo-optimal du capteur [33]. La planification de vue automatique a été largement étudiée en robotique, en vision par ordinateur et en photogrammétrie. Plusieurs travaux donnent un aperçu sur l'évolution des approches utilisées. 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 *Newman et al.* [74], *Tarabanis et al.* [75] et *Scott et al.* [76], et plus récemment *Chen et al.* [77]. Selon la nature du raisonnement, 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.

Dans cette partie, nous exposerons les principaux travaux caractérisant chaque famille de méthodes. Le résumé évoquera principalement le but du travail, la description du problème, la méthode choisie, la représentation du système, ainsi que ses principaux avantages et inconvénients.

2.2.1 Méthodes volumiques

L'approche volumique pour la planification de prise 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 [78] a utilisé une structure *octree*¹ afin de représenter l'espace de travail voxelisé. Le calcul de la NBV passe par une mise à jour de cette structure. Cet octree contient quatre types de nœud :

- *Parents* : ce sont les nœuds ayant un *enfant*.
- *Vides* : ces nœuds représentent l'espace vide qui a été observé depuis au moins une position.
- *Occupés* : ces nœuds représentent les voxels contenant au moins un point numérisé.
- *Non vus* : ces nœuds représentent l'espace non exploré.

Deux algorithmes ont été proposés pour la détermination de la NBV : le *Planetarium Algorithm* et le *Normal Algorithm*. Le premier algorithme utilise une sphère échantillonnée afin de définir les candidats pour la NBV. Cet algorithme cherche à explorer les parties non visibles de l'objet et est capable de détecter les auto-occultations. Le point de vue de cette

1. Un octree est une structure de données de type arbre dans laquelle chaque nœud peut compter jusqu'à huit enfants. Les octrees sont le plus souvent utilisés pour partitionner un espace tridimensionnel en le subdivisant récursivement en huit octants.

sphère couvrant un maximum de voxels *non vus* visibles est désigné comme la NBV. Le second algorithme utilise des informations sur l'orientation des faces des voxels. Les faces séparant les voxels *non vus* et ceux *vides* sont comptabilisées suivant leurs normales (six directions possibles : x, -x, y, -y, z et -z). Les valeurs maximales sur chaque axe définissent le vecteur de direction pour la prochaine prise de vue.

Abidi [79] s'est focalisée sur l'utilisation d'un capteur type caméra pour la modélisation volumétrique d'un objet inconnu de façon entièrement autonome. L'auteur a adapté le concept d'entropie² 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 de positionnement et d'acquisition. Cette approche est basée sur l'analyse des contours de l'objet dans l'image qui permettent d'avoir plus d'informations sur l'irrégularité de sa forme. Pour une image I et un contour J , la fonction d'utilité $H(I, J)$ est donnée par l'équation 2.1.

$$H(I, J) = \frac{1}{v(I)} \cdot (H_s(I, J) + H_c(I, J)) \quad (2.1)$$

$v(I)$, $H_s(I, J)$ et $H_c(I, J)$ sont respectivement la variance du contour de l'image, la fonction objectif de forme et la fonction objectif de contraste. La première composante de cette fonction de coût, $H_s(I, J)$, a pour but d'identifier les contours élémentaires les plus informatifs sur la forme et la géométrie de l'objet. En effet, un segment de contour est considéré comme informatif lorsqu'il témoigne d'une forte irrégularité de la forme de l'objet. Ainsi, l'objet doit être centré dans l'image. Quant au second terme, $H_c(I, J)$, il permet d'identifier les contours les plus nets, en se basant sur l'information de contraste, pour séparer l'objet du reste de la scène. L'identification du maximum local de cette fonction coût (donnée par l'équation 2.1) détermine la NBV. L'avantage de cette méthode réside dans le fait qu'aucune restriction n'est imposée concernant la forme, la taille et l'emplacement de l'objet. Cependant, le rendu 3D final n'est qu'une reconstruction grossière de l'objet en question.

Reed [29] a proposé une méthode d'acquisition automatisée composée de deux phases :

- Une modélisation grossière de l'objet en construisant un maillage surfacique depuis des positions fixes.
- L'analyse du modèle grossier et calcul de la NBV.

La planification de la NBV prend en entrée le modèle grossier de la composante de modélisation, c'est pourquoi cette méthode peut être considérée comme une méthode basée sur un modèle. *Reed* a déterminé le volume de visibilité comme le volume de l'espace dans lequel un capteur a une vue claire sur une cible particulière. La détermination de la NBV passe par la réponse à trois contraintes, une contrainte de visibilité du capteur, une contrainte d'occultations et une contrainte de positionnement du capteur, auxquelles sont associés différents

2. La théorie de l'information est une théorie probabiliste permettant de quantifier le contenu moyen en information d'un ensemble de messages. *Shannon* [80] a défini l'entropie comme la mesure d'incertitude sur le nombre bits nécessaires pour le codage de l'information.

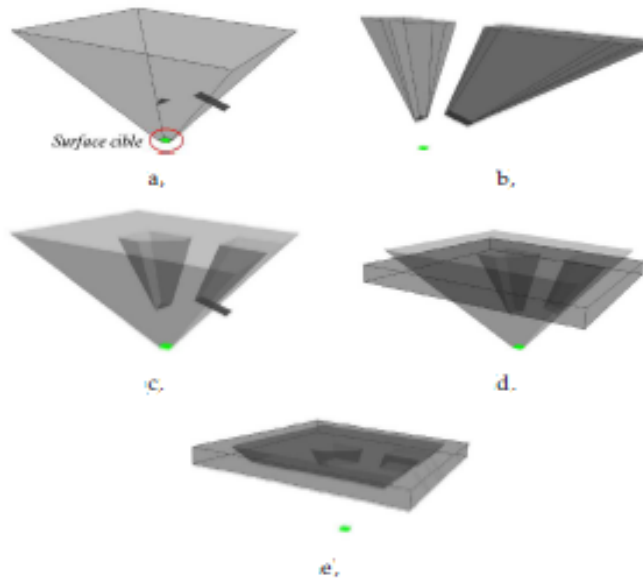


FIGURE 2.1 – Intégration des contraintes de visibilité, d’occultations et de positionnement pour le calcul de la NBV *Reed* [29] (la surface cible est en vert) : a. Volume de visibilité, b. Volumes définis par les occultations, c. Intersection des 2 volumes, d. Volume de positionnement du capteur, e. Intersection des différents volumes.

volumes. Ces trois contraintes sont calculées pour chaque surface cible sélectionnée manuellement. Les volumes sont combinés avec des modèles représentant la liberté de position du capteur pour calculer l’ensemble des positions sans occultations du capteur qui garantissent l’amélioration de la qualité³ du modèle de l’objet (voir figure 2.1).

Massios and Fisher [30] ont présenté une nouvelle méthode volumique pour résoudre le problème de détermination de la NBV. La nouveauté de la solution proposée est l’introduction d’un critère de qualité en plus du critère de visibilité utilisé dans de nombreux travaux. Ce critère vise à obtenir des vues qui permettent d’améliorer la qualité globale des données de surfaces acquises et est défini, pour une direction de vue \hat{v} , comme suit :

$$f_{total}(\hat{v}) = w_v \cdot f_{visibility}(\hat{v}) + w_q \cdot f_{quality}(\hat{v}) \quad (2.2)$$

où w_v et w_q sont respectivement les poids attribués au critère de visibilité $f_{visibility}$ et au critère de qualité $f_{quality}$. *Massios and Fisher* utilisent une représentation volumétrique appelée *Carte de voxels (voxelmap)*. Il s’agit d’une structure 3D constituée de voxels qui permet essentiellement de savoir si une zone donnée de l’espace fait partie de l’objet ou non. Cette carte contient quatre types de voxels (voir figure 2.2) :

- Vide : L’espace occupé par le voxel est vide.
- Vu : Le voxel contient au moins un point déjà vu. A chaque voxel vu sont attribuées

³. La définition de la qualité varie selon les auteurs. Ce terme apparaît dans de nombreux travaux sans être préalablement défini (voir section 2.3).

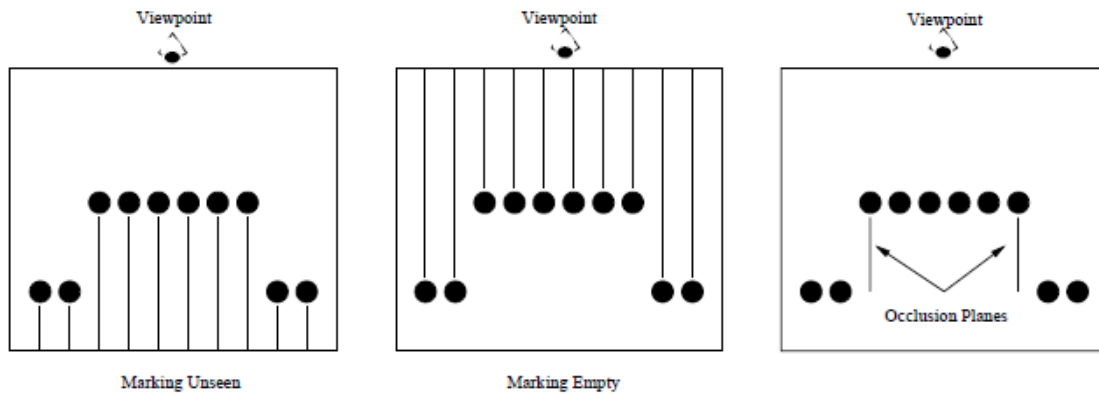


FIGURE 2.2 – Les deux différentes annotations de voxels et le plan d'occultation *Massios and Fisher* [30].

des valeurs liées à la qualité de sa mesure.

- Non vu : L'espace occupé par le voxel n'a pas été vu avant.
- Occulté : Le voxel est occulté par la présence d'un obstacle. La particularité de ces voxels est la présence de voxels voisins vides.

Le critère de visibilité $f_{visibility}$ 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 sert à identifier les vues maximisant le nombre de voxels acquis ayant une mauvaise qualité afin de l'améliorer à la prochaine prise de vue. Comme illustré dans la figure 2.3, le système

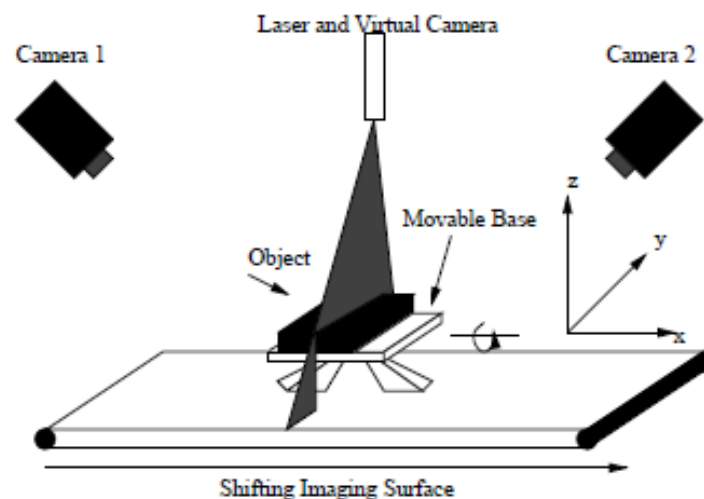


FIGURE 2.3 – Le système d'acquisition utilisé dans les travaux de *Massios and Fisher* [30]

de numérisation utilisé par *Massios and Fisher* est constitué d'un projecteur laser ligne et deux caméras. Le système de positionnement est une base mobile à un axe de rotation verti-

cal et une translation selon l'axe (Ox). La reconstruction tridimensionnelle se fait donc par triangulation. La planification de prise de vue concerne uniquement la rotation. En effet, la translation sert uniquement pour le balayage de la surface de l'objet. Ainsi, les deux caméras tournent sur un cercle centré sur le projecteur. Une fois les différents voxels marqués (vu, non vu, vide, occulté), une sphère de visibilité est créée et sur laquelle est projetée cette représentation volumique. L'application des contraintes de positionnement du capteur et de l'objet réduit cette sphère en un cercle pour lequel le critère est appliqué afin d'évaluer chaque point de vue. La direction qui a le meilleur score global est sélectionnée comme la NBV. Cette méthode est limitée par le système de positionnement utilisé (uniquement deux degrés de liberté) et est ainsi adaptée uniquement pour la numérisation d'objets simples et de petites dimensions.

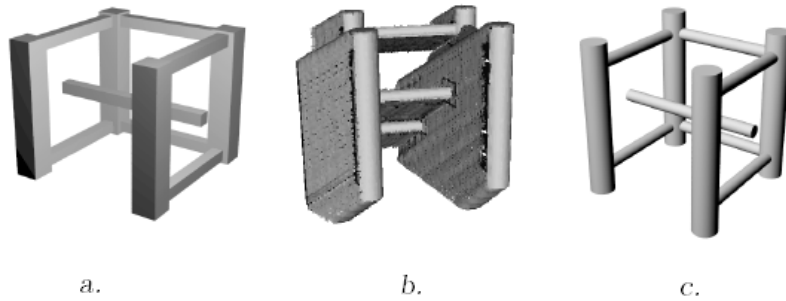


FIGURE 2.4 – Les modèles obtenus en cours de numérisation [31] : a. Le modèle grossier ou *Hint model* b. L'ensemble des voxels vus et occultés c. Modèle final.

Une extension de l'algorithme de *Massios and Fisher* [30] a été proposée par *Munkelt et al.* [31]. La méthode décrite vise à augmenter la quantité de voxels occultés afin de balayer les zones encore invisibles en analysant les voxels avec une faible qualité. Afin de guider la recherche de la NBV, *Munkelt et al.* adoptent la même stratégie que *Reed* [29] en introduisant un modèle grossier de l'objet, nommé *Hint model* (voir figure 2.4.a), obtenu par une numérisation grossière effectuée à partir de points de vues uniformément répartis autour de l'objet. Ce modèle est utilisé lors de l'initialisation de l'espace de voxels. La méthode proposée est composée de deux phases : une phase d'initialisation et une phase de raffinement. Durant la première phase, la NBV est la direction de prise de vue qui maximise le nombre de *Hint voxels* visibles respectant une certaine qualité prédéfinie. Le passage à la deuxième phase se fait lorsque la qualité de tous les *Hint voxels* visibles est supérieure au seuil imposé. Durant cette deuxième phase, la NBV est choisie comme étant la direction de vue qui maximise, en plus des *Hint voxels* visibles à faible qualité, le nombre de voxels occultés (voir figure 2.4.b). Le critère d'arrêt de cet algorithme repose sur un faible apport en nouvelles informations acquises. La limitation majeure de cette méthode est que le modèle grossier introduit en entrée doit être proche du modèle réel, ce qui augmente considérablement le nombre total d'acquisitions nécessaire à la numérisation. En plus, de nombreux seuils sont définis arbitrairement et sans justifications préalables. Cette méthode ne peut pas être utilisée pour des

objets complexes car le nombre élevé de cavités de l'objet rend l'extraction des *Hint voxels* plus complexe.

Banta et al. [81] utilisent un capteur à triangulation laser et représentent l'espace de travail et la surface de l'objet comme un espace de voxels qui peuvent prendre l'état *occupé* ou *non occupé*. La détermination de la NBV repose sur une mesure de la courbure. La procédure de détermination de la NBV est la suivante :

- Déterminer la normale et la courbure en chaque point.
- Sélectionner trois points cibles où la courbure est maximale.
- Déterminer les directions de prises de vues possibles à partir de la normale à la surface en chaque point cible.
- Estimer la quantité d'information qui peut être révélée pour chaque direction de prise de vue.

La NBV est alors la direction de vue permettant de révéler un maximum d'informations cachées.

Cureless and Levoy [82] utilisent une nouvelle représentation volumique pour la planification des vues. La nouveauté réside dans l'introduction d'un type de voxels étiquetés *variables* en plus de ceux vides et invisibles. A chaque voxel variable est assigné un poids calculé par combinaison d'une distance extraite de l'image de profondeur et d'un poids spécifique à la technologie de numérisation utilisée. *Cureless and Levoy* adoptent les mêmes schémas de pondération que *Soucy and Laurendeau* [83] et *Turk and Levoy* [84]. Le poids est fonction du produit scalaire entre la normale à chaque sommet des données acquises et la direction d'acquisition, ce qui signifie une plus grande incertitude pour les données de bords qui sont caractérisées par des angles rasants la surface. Cette forte incertitude est alors synonyme d'une faible pondération. La stratégie de planification de la NBV vise à explorer au maximum les régions à forte incertitude de reconstruction. La génération du modèle final consiste à extraire une isosurface de la grille volumétrique. Cette isosurface est optimale au sens des moindres carrés. La méthode proposée ne permet pas d'avoir un modèle complet de l'objet et reste limitée même pour la numérisation d'objets de petites tailles et/ou de formes simples.

Dans un contexte de manipulation par bras robotisé, *Walck et Drouin* [85] présentent une méthode complète de reconstruction 3D progressive permettant la modélisation en ligne d'objets. La manipulation d'objets nécessite la connaissance de leurs formes afin d'assurer une saisie correcte. L'intégration d'un processus d'apprentissage permet de guider le robot et simplifie la tâche de manipulation. *Walck et Drouin* utilisent des méthodes volumiques classiques mais simplifiées qu'ils adaptent au processus de reconstruction durant la capture d'images. Le système utilisé est constitué d'une caméra embarquée sur un robot. *Walck et Drouin* utilisent 12 images pour la reconstruction 3D. Ce choix est justifié par l'expérience qui montre que 10 à 12 images judicieusement distribuées sur la trajectoire d'observation suffisent pour la modélisation. Le mouvement d'observation couvre la moitié de l'hémisphère et est géré automatiquement de sorte que la silhouette de l'objet reste au centre de chaque

image. Le centrage d'objet est assuré par l'application des techniques d'asservissement visuel⁴ (ou bien commande référencée vision). La restriction de l'espace d'observation à la moitié de l'hémisphère permet d'éviter les problèmes de singularités souvent rencontrés en robotique. Le processus de reconstruction est composé de trois étapes :

- *Extraction des surfaces brutes* : Dans la plupart des applications cette étape n'est pas suffisante. En effet, une concavité n'est jamais visible dans les silhouettes. Afin de remédier à ce problème et d'améliorer le modèle de l'objet, d'autres informations sont utilisées telle que la *cohérence*⁵.
- *Pré-traitement de la surface* : cette étape permet d'éliminer quelques problèmes de visibilité rencontrés avec certaines méthodes et de réduire le nombre de voxels à traiter. *Walck et Drouin* [85] déterminent une bande de voxels dans laquelle la surface initiale se situe. Cette bande est nommée *Huxels* et est formée de trois couches de voxels : les voxels de bord, les voxels internes et ceux externes. Pour chacun des ces voxels, l'estimation de la visibilité et des paramètres de la caméra est nécessaire pour déterminer leur *cohérence*.
- *Estimation de la surface réelle de l'objet* : Cette phase consiste à appliquer une technique d'optimisation par *graph-cuts* sur les huxels afin d'extraire la surface entre les voxels internes et les voxels externes.

La précision obtenue avec cette méthode est de l'ordre du millimètre. Cette précision est suffisante pour des tâches de manipulation mais constitue une limitation majeure pour une utilisation à forte exigence de précision.

Toujours dans un cadre de manipulation d'objets, le système développé par *Krainin et al.* [32] permet à un robot de saisir un objet et de le déplacer devant sa caméra de profondeur (voir figure 2.5.a). La stratégie de planification de vue vise à déterminer comment le manipulateur doit déplacer l'objet en face de la caméra. En considérant les occultations causées par le robot manipulateur, la technique développée détermine quand et comment le robot doit re-saisir l'objet dans le but de construire un modèle complet. Comme illustré dans la figure 2.5.b, les points de vue sont d'abord échantillonnés autour des modèles de la main et de l'objet. Chaque pose candidate est évaluée en fonction de la qualité de la vue correspondante et du coût d'exécution de l'action de manipulation. Les auteurs adoptent la même méthode volumétrique que *Cureless and Levoy* [82] pour représenter les connaissances, ou le manque de connaissances, sur l'objet en cours de numérisation. Cette méthode encode l'information statistique sur l'incertitude de reconstruction de chaque point de la surface reconstruite. La NBV sélectionnée est le point de vue minimisant cette incertitude et ayant le coût cinématique inverse le plus bas. Cette méthode ne retient que les solutions évitant les occultations causées par le manipulateur. En revanche, les occultations causées par l'objet lui-même ne

4. La commande référencée vision permet de commander un système robotique à partir d'informations visuelles fournies par une caméra embarquée ou déportée. Cette technique trouve de nombreuses applications dans des domaines très variés tels que le médical et l'aéronautique.

5. La cohérence (photo-consistency) détermine si un voxel donné est occupé. Un voxel est considéré comme conforme lorsque sa couleur semble être similaire pour toutes les caméras qui peuvent l'observer.

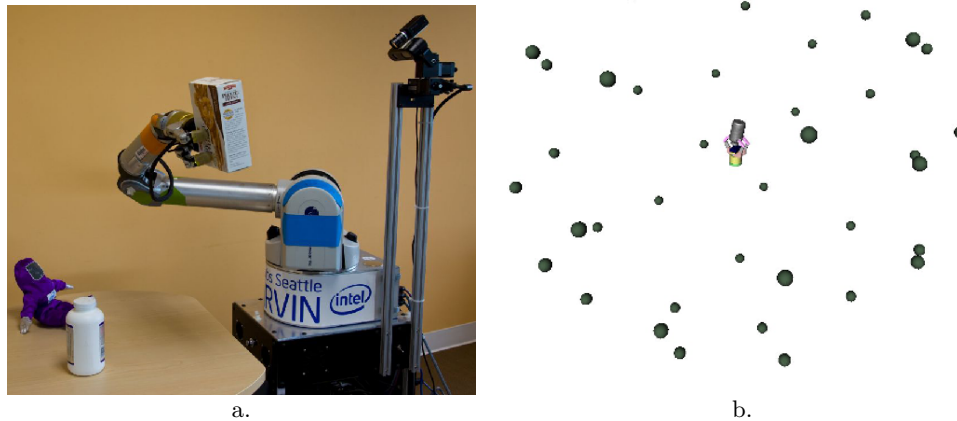


FIGURE 2.5 – Reconstruction de modèle 3D dans le cadre de la manipulation d'objets *Krai-nin et al.* [32] : a. Le robot doit manipuler l'objet et le déplacer devant la caméra afin de reconstruire son modèle 3D b. La NBV est sélectionnée parmi les points de vues résultant d'un échantillonnage régulier de l'espace de travail.

sont pas prises en compte dans la planification des vues. En plus, cette méthode n'est performante que s'il s'agit de numériser grossièrement un objet.

Mehdi-Souzani [33] a proposé un algorithme permettant de numériser un objet grâce à un capteur laser ligne sur MMT, en prenant en compte des critères de qualité (bruit, densité, etc.). La planification de prises de vues a pour objectif premier l'amélioration de la qualité du nuage de points et non pas l'obtention d'un modèle 3D complet.

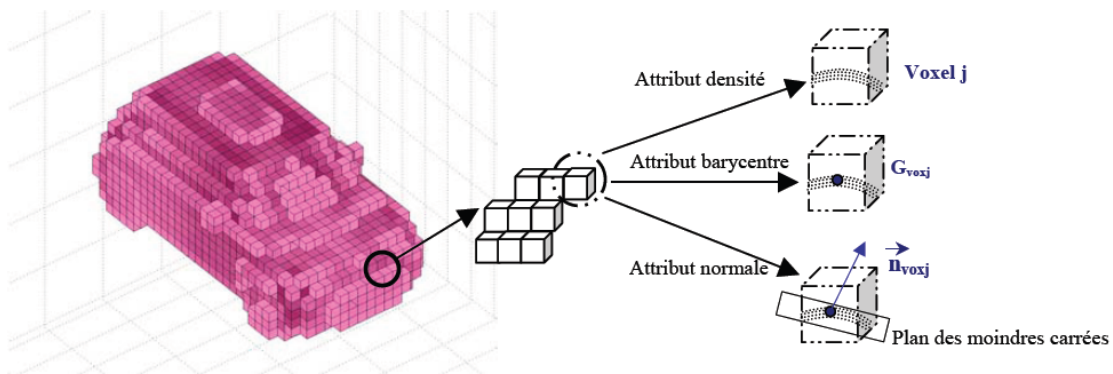


FIGURE 2.6 – Voxélisation et attributs [33]

Comme dans *Reed* [29], l'approche décrite est composée de deux phases. La première consiste en une numérisation manuelle de l'objet afin de générer un premier modèle grossier qui est ensuite voxelisé. Les voxels peuvent prendre deux états : *vide* ou *non-vide*. Comme illustré dans la figure 2.6, l'algorithme permet de déterminer pour chaque voxel non-vide trois attributs, à savoir : la densité, le barycentre et la normale. La deuxième phase a pour but

d'améliorer la qualité du nuage de point acquis. Cette qualité est évaluée en fonction des attributs de voxels non-vides et les zones nécessitant une nouvelle numérisation sont identifiées. Pour chaque voxel identifié, une orientation et une position du capteur doivent être définies en fonction de la distance de travail du capteur, de l'angle d'incidence du laser et du champ de vue. La trajectoire de numérisation est définie à partir de l'ensemble des positions calculées et ce en minimisant le nombre de changements d'orientation du capteur laser.

En robotique humanoïde, une condition requise pour qu'un robot soit autonome et puisse explorer et interagir pleinement dans un environnement inconnu avec les humains est sa capacité à modéliser et à reconnaître de nouveaux objets et environnements. Dans ce contexte, *Foissotte et al.* [34] ont proposé une méthode de planification de vue permettant à un robot de type HRP-2 de se positionner afin de capturer les images nécessaires à la modélisation 3D d'une scène ou d'un objet (voir figure 2.7).

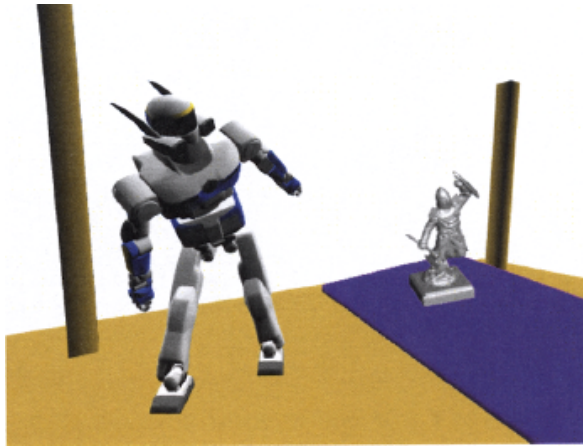


FIGURE 2.7 – Reconstruction 3D et exploration de scènes à partir d'images capturées via le robot humanoïde HRP-2 *Foissotte et al.* [34].

La méthode proposée définit la NBV en tenant compte de la maniabilité et des contraintes d'un robot humanoïde doté de caméras stéréo. Une contrainte de stabilité est introduite afin d'assurer une posture statique stable du robot au moment de l'acquisition d'images. L'approche développée est basée sur la mise à jour de la grille d'occupation construite à partir d'images 2D [86]. A chaque voxel de la grille est attribué un vecteur normal et est affecté un état : *connu* s'il est vu et fait partie de l'objet, *inconnu* s'il est occulté par des voxels connus ou à l'extérieur des champs de vision prédéfinis, ou *vide*. Les normales des faces des voxels connus sont calculées en utilisant une carte normale créée à partir d'une carte de disparité comme dans l'approche développée par *Hertzmann* [87]. Une normale est affectée à un voxel inconnu si ce dernier a au moins un voisin vide et est orientée vers le barycentre des voisins vides. La planification de vue est basée sur la quantification des voxels inconnus visibles à partir d'un emplacement spécifique de la caméra tout en tenant compte des occultations entre les voxels connus et ceux inconnus. Cette quantification est assurée par

la fonction :

$$A_{tot}(q) = \sum_{x=0}^W \sum_{y=0}^H T(P_{x,y}(q) - \epsilon) \quad (2.3)$$

qui permet de calculer, pour une configuration spécifique q du robot et une image de taille $W \times H$, la contribution T des pixels $P_{x,y}$ dans la couverture du volume inconnu. ϵ est le seuil de contribution. La NBV est la vue ayant le plus faible gradient de la fonction de coût 2.3. La limite majeure de cette méthode réside dans le nombre élevé de paramètres fixés arbitrairement et le temps de calcul nécessaire à son optimisation.

Une extension de cette méthode, proposée par *Foissotte et al.* [88], utilise la même représentation volumique que dans *Foissotte et al.* [34] et se compose de deux étapes : la génération de vue et la génération de posture. La définition de la NBV passe par la réponse à plusieurs contraintes liées principalement à la pose de la caméra, sa distance par rapport à l'objet et le nombre de primitives cibles. La NBV est la vue qui permet la minimisation du critère global formulé par pondération de ces différentes contraintes. Une fois la nouvelle pose définie, l'algorithme génère la configuration de posture assurant la stabilité du robot et évitant les auto-collisions et les collisions avec l'environnement externe. Contrairement à la première approche proposée dans *Foissotte et al.* [34], cette méthode est peu coûteuse en temps d'optimisation. Cependant, plusieurs paramètres utilisés dans la définition des contraintes sont ajustés manuellement par l'opérateur.

2.2.2 Méthodes surfaciques

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 vues par méthode surfacique est celui de *Maver and Bajcsy* [35] qui utilisent un capteur laser ligne fixé sur un système de positionnement à deux axes (une translation et une rotation).

L'approche décrite est basée sur la détection des zones d'occultations de la caméra et du laser. Un premier balayage est effectué afin d'acquérir un premier modèle, suivant une direction arbitraire, qui va servir comme modèle de base pour la planification de vue. L'acquisition des données 3D est décomposée en deux étapes :

- La première étape a pour objectif d'acquérir tous les points de la scène éclairés par le laser. Pour ce faire, la caméra doit être tournée, même manuellement, dans le plan de numérisation pour maximiser le nombre de points de la scène éclairés et vus par la caméra.
- La deuxième étape a pour but d'éclairer tous les points de la scène à numériser par le laser.

Dans le cas où il reste des zones inconnues, des vues supplémentaires sont nécessaires en

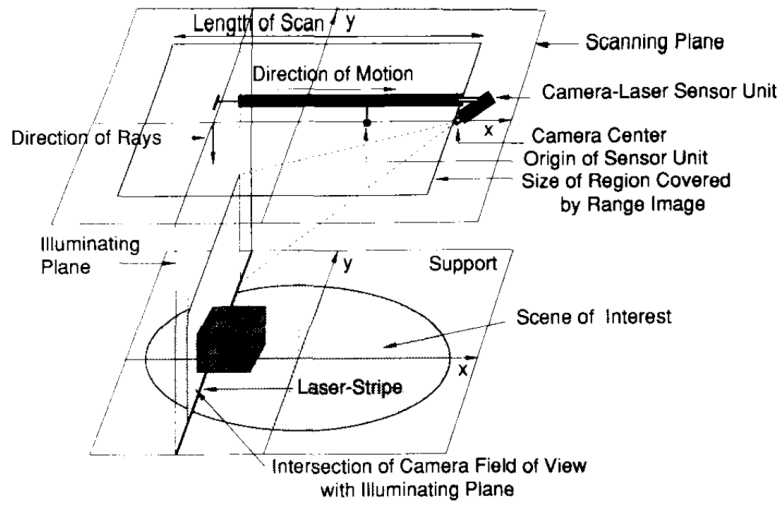


FIGURE 2.8 – Le système de numérisation 3D utilisé par *Maver and Bajcsy* [35].

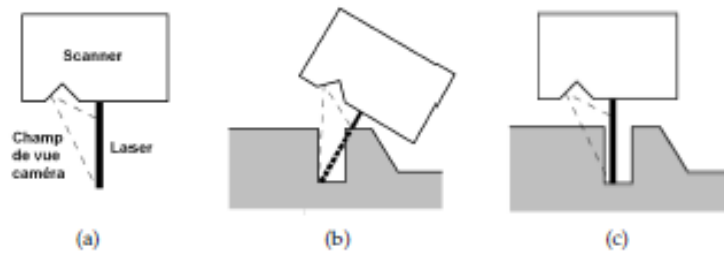


FIGURE 2.9 – Les différents types d'occultations distingués par *Maver and Bajcsy* [35] : a. Le capteur, b. Occultation du laser, c. Occultation de la caméra.

orientant la caméra suivant un angle différent. Les zones d'ombres sont alors approximées par des polygones qui sont ensuite découpés en trapèzes. La meilleure vue suivante sera celle à partir de laquelle le maximum de trapèzes est visible.

La méthode proposée n'est pas complètement automatique (surtout la première étape) et n'est pas adaptée à la numérisation d'objets de formes complexes à cause des multiples occultations qui empêchent la convergence de la deuxième phase.

Maver et al. [89] ont utilisé le *principe max-min* comme heuristique. Pour sélectionner la nouvelle direction de prise de vue, une étape d'estimation est nécessaire afin d'identifier les données, parmi celles précédemment acquises, qui peuvent être capturées à partir de chaque nouvelle direction de prise de vue. Cette quantification permet d'enregistrer la quantité *minimale* d'informations que peut apporter chaque nouvelle direction d'acquisition. La NBV est la direction de prise de vue qui assure un minimum de données déjà acquises, selon le seuil préalablement calculé, et qui permet d'acquérir un maximum de nouvelles informations.

Le but des travaux de *Low and Lastra* [90] est d'automatiser la planification de vues pour la reconstruction de scènes sans connaissance a priori de leur géométrie et de leur composition. L'approche formulée prend en compte plusieurs contraintes pour la planification :

- *Contraintes d'acquisition* : Cette famille regroupe les contraintes de positionnement (position, orientation, distance de sécurité, etc.), les contraintes liées au capteur (champ de vue, visibilité, etc.) et les contraintes de recalage (l'algorithme de planification de vue doit veiller à ce que les nouvelles acquisitions puissent être recalées avec succès avec les précédentes).
- *Contraintes de qualité* : Les acquisitions doivent se compléter afin d'assurer une reconstruction de qualité avec un minimum de données aberrantes.

A partir d'une première acquisition, un modèle partiel de la scène est créé. Les surfaces acquises sont étiquetées "*vraies*" et celles non acquises sont les "*fausses*". Selon *Low and Lastra* [90], la détermination de la NBV passe par l'évaluation du coût $h(v)$ d'une vue v dont l'expression est :

$$h(v) = f(v).r(v). \int_{p \in S} c(v,p).w(p).t(v,p)dp \quad (2.4)$$

où :

- S est l'ensemble de tous les points appartenant au modèle partiel de la scène.
- $f(v)$ est égale à 1 si la vue v est possible (les contraintes de positionnement sont satisfaites), 0 sinon.
- $r(v)$ est égale à 1 si la contrainte de recalage est satisfaite pour la vue v , 0 sinon.
- $c(v,p)$ est égale à 1 si les contraintes liées au capteur sont satisfaites entre la vue v et le point de surface p , 0 sinon.
- $w(p)$ est le poids attribué à la surface en p .
- $t(v,p) = \max(0, \min(s(v,p), D) - q(p))$ est l'amélioration de la densité d'échantillonnage enregistrée au point de surface p quand l'acquisition est effectuée à partir de v .
 - D est la densité imposée pour toutes les surfaces.
 - $q(p)$ est la densité d'échantillonnage maximale à laquelle p a été scanné. Si p appartient à une surface *fausse*, $q(p) = 0$.

Évaluer ce coût revient à évaluer chacune des entités qui le forment. L'évaluation de $f(v)$, dans un premier temps, permet d'éliminer les points de vues impossibles. Ensuite, l'intégrale $\int_{p \in S} c(v,p).w(p).t(v,p)dp$ est évaluée pour toutes les vues possibles. La contrainte de recalage est évaluée en dernier car elle est la plus difficile à satisfaire. Si toutes ces vues ont un score inférieur à un seuil prédéfini, la planification de prises de vues s'achève. Le point de vue qui a le score le plus élevé est choisi comme la NBV.

Olague and Mohr [36] [37] ont développé un système capable de placer *un nombre fixe de caméras* afin de mesurer les différentes surfaces d'un objet quelconque (voir figure 2.10.a) en partant du principe que la précision des systèmes de mesures tridimensionnelles est liée à la disposition spatiale des capteurs, qui doit être optimale. Ainsi, l'automatisation de ce processus se ramène à un problème d'optimisation. *Olague and Mohr* supposent que

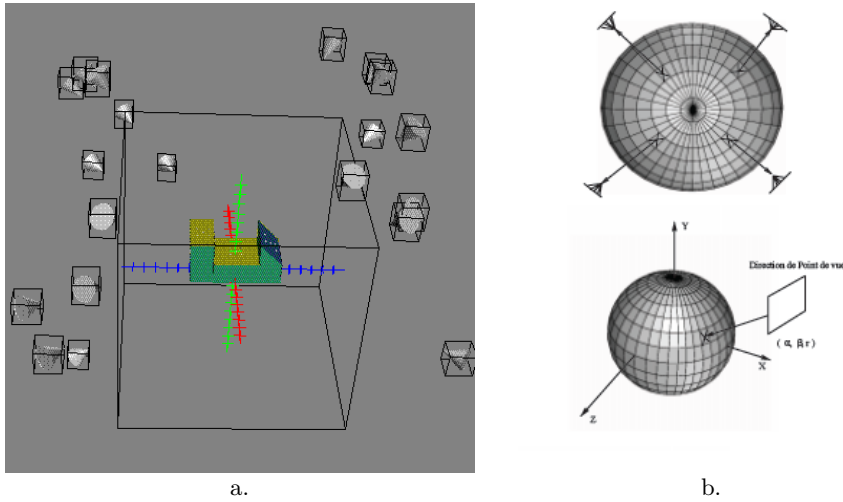


FIGURE 2.10 – Placement d'un réseau de caméras pour la reconstruction 3D d'objets inconnus *Olaque and Mohr* [36] [37] : a. Définition du problème b. Configurations de placement des capteurs.

l'objet est centré dans une sphère et que les caméras sont déplacées autour de l'objet à mesurer suivant une discrétisation de la surface sphérique et restent à une distance fixe (voir figure 2.10.b). Ces hypothèses permettent de répondre à plusieurs contraintes liées au capteur telles que la résolution, la mise au point et le champ de vision. La résolution du problème de placement de caméras a été traitée en deux phases. La première phase consiste à identifier le critère à optimiser. Celui retenu est lié à l'évaluation de l'incertitude du processus de reconstruction via le calcul de sa matrice de covariance. Ce critère vise à minimiser la valeur maximale de variance parmi les éléments de la diagonale qui est représentative de la qualité du réseau de caméras proposé. La deuxième phase se résume à l'identification d'un processus d'optimisation basé sur les algorithmes génétiques permettant de minimiser ce critère. Le système développé est capable de placer plusieurs de caméras en prenant en compte leur distribution autour de l'objet et l'inclinaison de chaque caméra par rapport à chacune des surfaces observées. *Olaque and Mohr* ont intégré une analyse de visibilité afin de prendre en compte les problèmes d'occultations dans les cas d'objets *complexes*.

Wenhardt et al. [91] ont présenté une nouvelle méthode de planification de prises de vues qui repose sur une approche probabiliste basée sur le filtre de Kalman. Ce type de filtre permet l'estimation a posteriori de la matrice de covariance. Puisque la covariance est une mesure de l'incertitude, l'idée fondamentale est d'agir sur cette matrice afin de réduire l'incertitude de l'estimation. La détermination de la meilleure prise de vue suivante passe par la minimisation de trois critères d'optimalité :

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

La comparaison des résultats obtenus montre que la précision de reconstruction ne dépend pas significativement des critères choisis même si les points de vues générés ne sont pas les mêmes. Ce choix n'a pas d'effet sur les temps de calcul qui sont très proches.

Dunn et al. [92] [93] ont proposé une approche pour l'acquisition de modèles 3D en utilisant des caméras montées sur des véhicules autonomes et des robots. La structure géométrique de la scène est représentée par un ensemble de primitives. La structure 3D de chaque primitive et de son incertitude géométrique sont estimées à l'aide de la version étendue du filtre de Kalman.

Un nouveau point de vue doit assurer l'équilibre entre la réduction de l'incertitude géométrique et la fiabilité des mesures. Le critère assurant cet équilibre repose sur un compromis entre deux objectifs :

- Maximiser la visibilité d'un patch dans la nouvelle image.
- Aligner la direction de vue de la caméra avec la direction caractérisée par la plus faible incertitude.

L'optimisation du critère de sélection de la NBV est effectuée par l'algorithme du simplexe de *Nelder and Mead* [94]. La planification des mouvements du robot pour atteindre la NBV se fait par recherche récursive de positions intermédiaires entre la position actuelle est celle désignée comme NBV.

Le système de numérisation utilisé par *Pito* [38] se compose d'un laser ligne, d'une caméra et d'une table rotative. La détermination de l'image de profondeur se fait par triangulation. Comme l'indique la figure 2.11, le centre de rotation du scanner ne coïncide pas avec celui de la table. Les limites d'un tel système apparaissent lorsqu'il s'agit de numériser des pièces qui ne possèdent pas de symétries circulaires (en tournant autour de l'objet). Le balayage de l'objet se fait par rotation d'un angle de 90 degrés.

Pour chaque acquisition, l'algorithme proposé permet de déterminer le *volume vu* (seen volume) de l'espace de travail. La surface numérisée de l'objet constitue une *surface vue* (seen surface). Les parties de l'espace qui ne sont pas visibles forment le *volume vide* (void volume) délimité par la *surface vide* (void surface) (voir figure 2.12).

Étant donné la continuité de la surface de l'objet, les directions de prises de vue susceptibles d'améliorer la reconstruction sont celles qui permettent l'exploration des surfaces vides et par conséquent le volume vide. *Pito* définit des *patches vides* (void patches) de formes rectangulaires et qui sont collés à la surface vide. L'objectif est alors de déterminer les positions de la caméra permettant d'explorer ces patches. Pour ce faire, il définit les vecteurs *Ranging Ray* (RR) indiquant les trajectoires d'acquisition allant vers l'objet et qui s'intersectent au centre de rotation du scanner. Les rayons RR qui rencontrent l'objet sont appelés *Observation Ray* (OR). La fiabilité de chaque rayon OR est testée en évaluant le produit scalaire entre son vecteur directeur et la normale de la surface rencontrée. Le problème de détermination

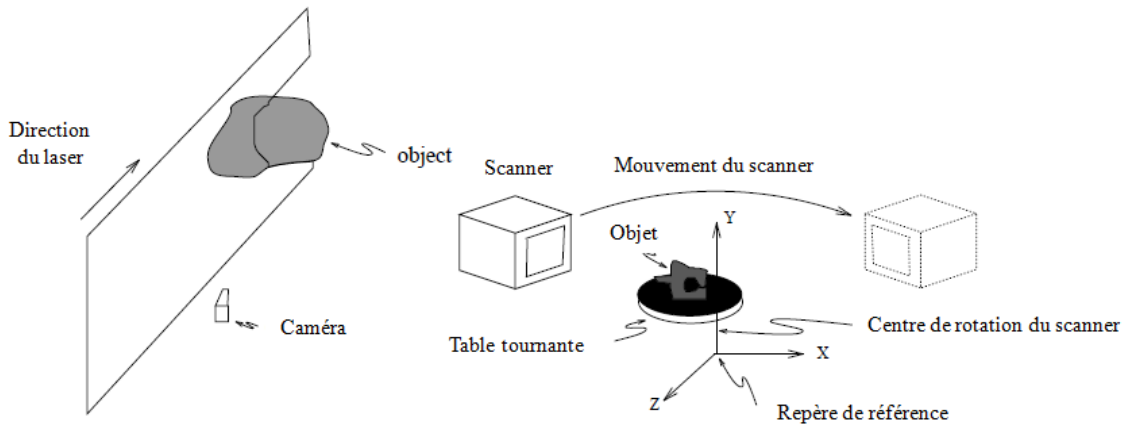


FIGURE 2.11 – Dispositif expérimental utilisé dans les travaux de *Pito* [38].

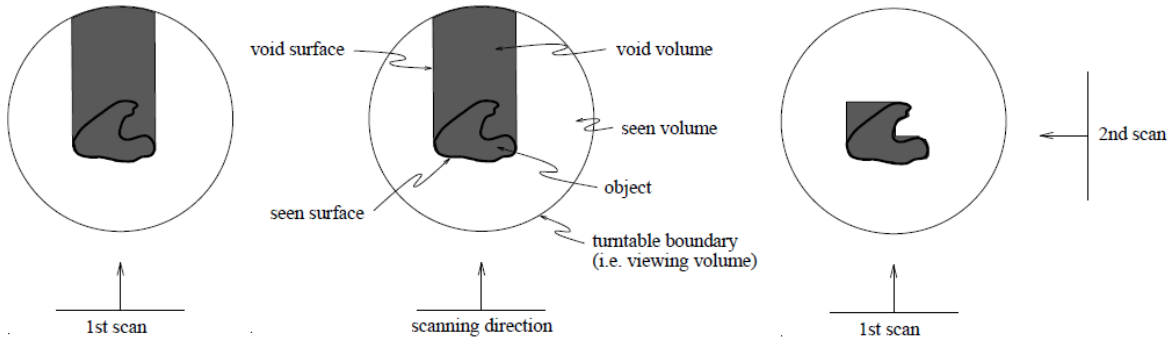


FIGURE 2.12 – Définition des surfaces et des volumes selon *Pito* [38].

de la meilleure prise de vue suivante se résume alors par détermination des positions de la caméra qui assurent la coïncidence des rayons RR avec les rayons OR des patches vides. *Pito* introduit l'*espace de position PS* (positional space) comme étant une représentation unique des rayons RR , des rayons OR , des patches vides et des surfaces vues. Cet espace est constitué de deux sous-espaces : le *positional space surface* (PSS) qui mémorise un point le long d'un rayon et le *positional space directions* (PSD) qui mémorise la direction des rayons sous forme de coordonnées polaires (voir figure 2.13). Le PSS est représenté sous forme d'un cylindre et mémorise le point d'entrée d'une trajectoire dans le volume de travail. Ce cylindre est discrétisé en $n \times m$ cellules. Chaque cellule peut être l'origine d'un rayon RR ou d'un rayon OR pénétrant dans l'espace de travail. La cellule du PSS depuis laquelle le maximum de ces surfaces est visible, est choisie comme prochaine position du capteur.

Similaire à l'approche proposée par *Abidi* [79], la méthode développée par *Li and Liu* [95] est basée sur une adaptation du concept d'entropie en théorie de l'information afin d'évaluer le gain en nouvelles informations pour un point de vue donné. Cette approche surfacique réduit

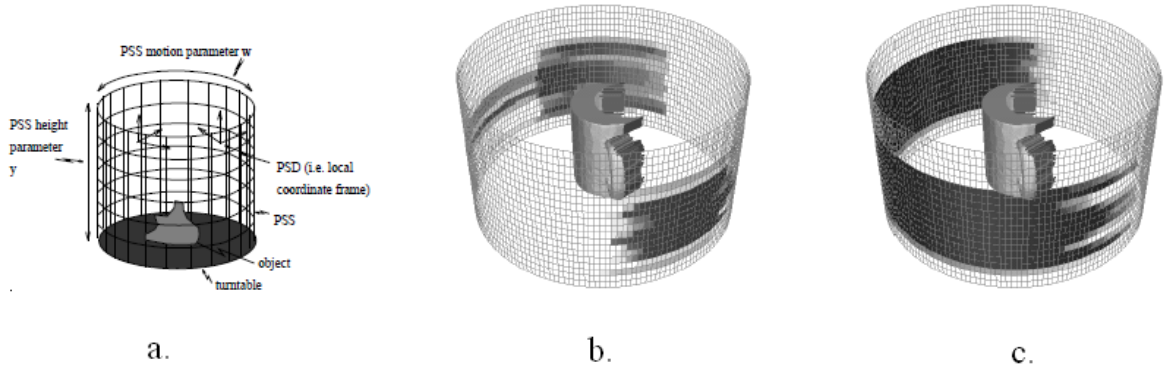


FIGURE 2.13 – Choix de la direction d’acquisition selon *Pito* [38] : a. Les sous-espaces PSS et PSD b. Projection des patches vides dans le PSS c. Projection des surfaces vues dans le PSS.

l’espace des points de vues en une sphère centrée autour de l’objet à numériser. Un point de vue v est défini par le couple (θ, ϕ) décrivant sa position en coordonnées sphériques. Pour chaque point précédemment acquis, une étude de visibilité détermine son *espace de visibilité*, qui correspond à l’ensemble des points de vues de la sphère à partir desquels ce point est visible. Un point de surface est dit visible si l’angle formé par sa normale n , extraite à partir de l’élément de surface formé avec ses points voisins, et le vecteur définissant la vue v est inférieur à l’angle seuil d’acquisition du système de numérisation. Ainsi, le poids m attribué à cette vue est égal au produit scalaire entre n et v . Si le point de surface n’est pas visible, $m = 0$. Le gain global en informations $I_j(\theta_j, \phi_j)$, de chaque vue v_k est calculé à partir des gains élémentaires de chaque point de surface selon l’expression suivante :

$$I_j(\theta_j, \phi_j) = \sum_{k \in R_j} m_{k,j} \Delta E_k \quad (2.5)$$

où R_j et ΔE_k sont respectivement l’ensemble des points visibles à partir de v_j et le gain élémentaire en informations calculé par variation d’entropie entre deux acquisitions successives. La NBV, définie par $(\theta, \phi)_{NBV}$, est alors la vue qui maximise le gain en informations $I(\theta, \phi)$:

$$(\theta, \phi)_{NBV} = \max_{\theta_j, \phi_j} I_j(\theta_j, \phi_j) \quad (2.6)$$

Cette méthode a été implantée pour un scanner à projection de lumière structurée (motif binaire) monté sur un robot. L’approche proposée par *Li and Liu* assure une reconstruction progressive du modèle 3D de l’objet. Cependant, le temps de calcul de la NBV est proportionnel à la quantité des points formant la surface du modèle élémentaire après chaque nouvelle acquisition. Ainsi, cette méthode s’avère inadaptée pour la reconstruction de modèles 3D denses.

Yuan [39] a introduit une nouvelle technique, *Mass Vector Chain* (notée *MVC*), permettant de caractériser les modèles fermés. *Yuan* segmente son modèle 3D en primitives, par

extraction de surfaces S_i , et attribue à chacune un *mass vector* \vec{V}_i défini par :

$$\vec{V}_i = \vec{n}_i \cdot R_i \quad (2.7)$$

où \vec{n}_i est la normale de la surface S_i et R_i est l'aire de la projection de S_i sur le plan P_i perpendiculaire à \vec{n}_i (voir figure 4.14).

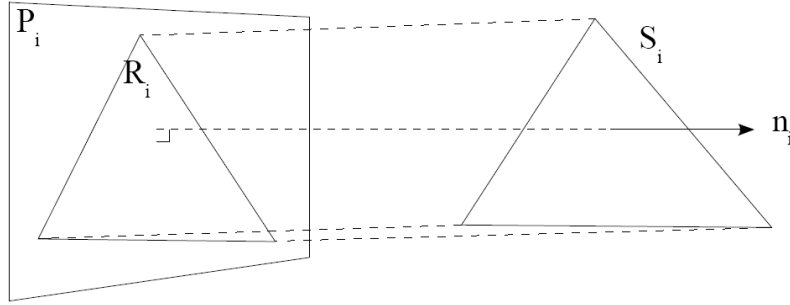


FIGURE 2.14 – Définition d'un Mass Vector Chain (MVC) selon Yuan [39].

Pour un objet fermé, la somme des \vec{MVC} , nommée *Mass Vector Sum* (notée MVS), doit être nulle. Un MVS non nul indique la présence de trous dans le modèle qui nécessitent des acquisitions supplémentaires. Comme illustré dans la figure 2.15, afin de compléter le modèle, la nouvelle position d'acquisition est celle dont la direction est décrite par le vecteur $-\vec{MVS}$.

La limitation majeure de cette méthode est l'absence d'un critère d'arrêt. En effet, l'algorithme ne s'arrête que si l'objet est fermé, donc complet. Ainsi, cette méthode ne peut pas être utilisée pour des objets complexes ou présentant des trous physiques.

He and Li [96] [97] ont repris l'algorithme de Yuan [39] et ont ajouté une condition d'arrêt basé sur un seuil de variation de la surface. Les caractéristiques du capteur telles que la résolution souhaitée, la résolution du scanner, le champ de vue et la distance de travail ont été également intégrées dans le calcul du MVS afin d'optimiser le processus de numérisation.

Loriot et al. [40] ont défini des méthodes rapides de planification de prises de vues afin d'automatiser le processus de numérisation 3D et d'assurer une couverture maximale de la surface de l'objet. La planification de prises de vues se fait en ligne puisque aucune information sur l'objet et sa forme n'est disponible. Selon *Loriot et al.*, la numérisation d'un objet se fait en deux étapes :

- Première phase : Cette étape est basée sur la méthode *MVC* introduite par Yuan [39]. Cette méthode définit la meilleure prise de vue suivante comme étant celle décrite par l'opposé de l'orientation moyenne des données précédemment acquises (voir figure 2.15). Lorsqu'une nouvelle acquisition n'apporte pas d'informations supplémentaires, la redondance entre les vues devient ainsi supérieure à un seuil prédéfini, ce qui signale l'arrêt de cette première phase.

- Deuxième phase : A l'issue de la première étape, le modèle 3D obtenu est incomplet (existence de trous). Afin de le compléter, il faut déterminer les positions du scanner permettant d'acquérir les données manquantes. Pour ce faire, *Loriot et al.* [40] estiment la normale moyenne de chaque trou, en moyennant les normales des facettes de bord (voir figure 2.16). Les trous de grande taille sont traités en premier. Cette phase ne garantit pas le remplissage de tous les trous en raison de l'existence de trous inaccessibles.

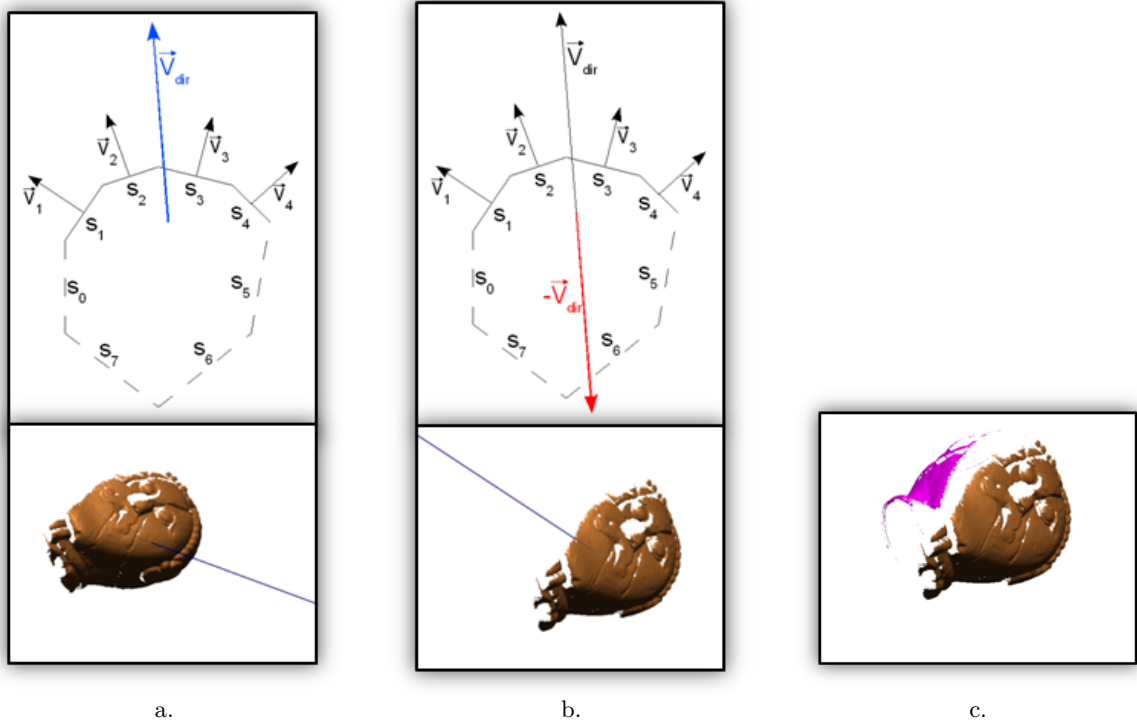


FIGURE 2.15 – Définition de la NBV en utilisant l'approche de MVC *Yuan* [39] : a. Définition de l'orientation principale des données acquises b. Positionner le scanner selon la direction opposée à l'orientation principale c. Acquisition des données.

Pour la mise en pratique de ces techniques, *Loriot et al.* [40] ont utilisé un banc de positionnement à quatre axes (trois translations et une rotation) auquel ils ont ajouté un axe de rotation supplémentaire, sur lequel a été fixé un scanner à triangulation laser ligne à balayage.

Ces travaux ont été également implantés sur une cellule robotisée par *Rozenwald et al.* [98]. La flexibilité dans des systèmes robotiques permettant d'altérer la disposition des capteurs en position et en orientation est un point important pour l'automatisation du processus de numérisation. L'espace de travail est désormais dynamique et permet le contournement rapide de l'objet. Les critiques adressées à ces travaux reposent essentiellement sur l'absence de processus d'optimisation. En effet, l'approche est couteuse en terme de déplacement du robot, surtout pendant la première phase de l'algorithme. En plus, la convergence de la méthode, en temps et en résultat, est conditionnée par le degré de complexité de l'objet.

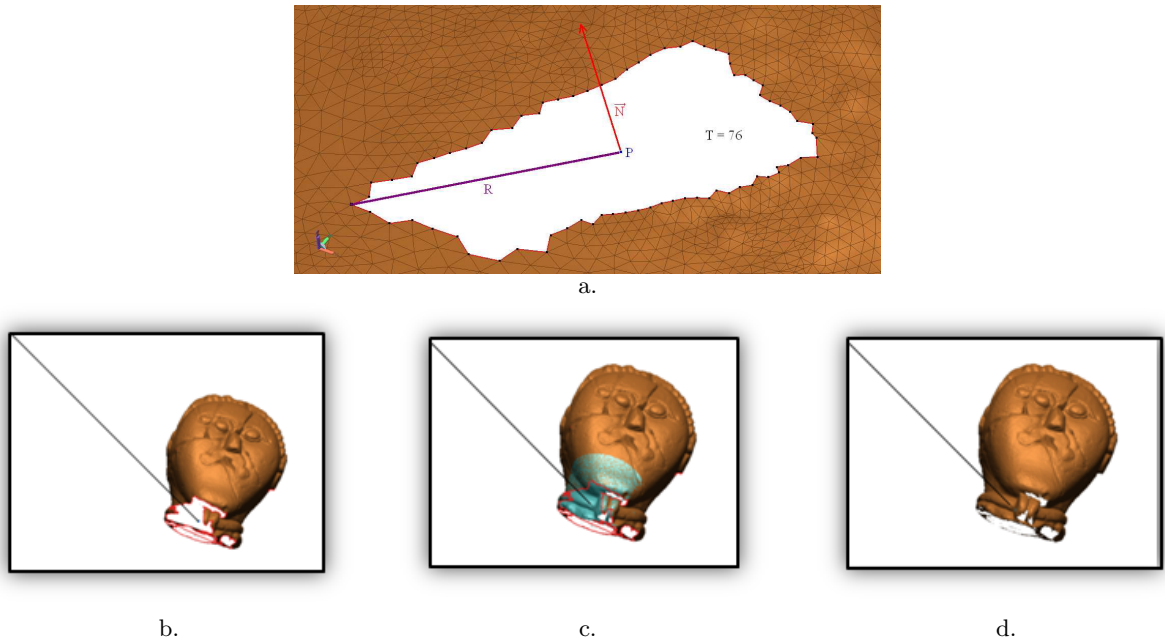


FIGURE 2.16 – Acquisition des données manquantes lors de la deuxième phase de l'algorithme de Loriot *et al.* [40] : a. Identification de l'orientation du trou b. Positionner le scanner selon cette normale c. Acquisition des données d. Modèle résultant.

L'approche proposée par Kriegel *et al.* [41] détermine les candidats à la NBV en calculant les points et les normales de la quadrique déterminée à partir des données précédemment acquises. Cette démarche de désignation de la vue suivante est composée de trois étapes : la classification des bords, l'estimation de la courbure des bords, et enfin la détermination de la NBV. Tout d'abord, la classification des bords identifie quatre catégories classées selon leurs positions par rapport au scanner : bords de gauche, bords de droite, bords supérieurs et bords inférieurs (voir figure 2.17.a).

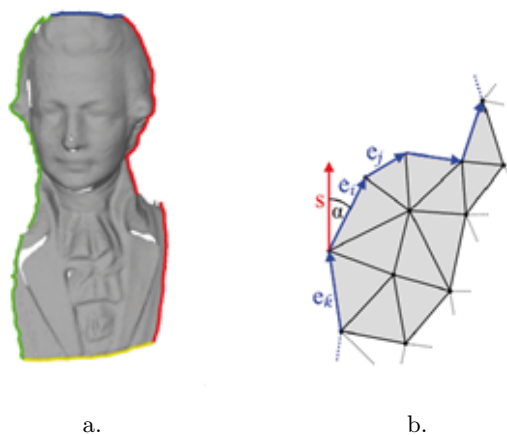


FIGURE 2.17 – Analyse des données acquises dans les travaux de Kriegel *et al.* [41] : a. Identification et classification des bords (les couleurs vert, rouge, bleu et jaune indiquent respectivement les bords de gauche, de droite, supérieurs et inférieurs) b. Exemple de classification de bords (ici les bords de gauche).

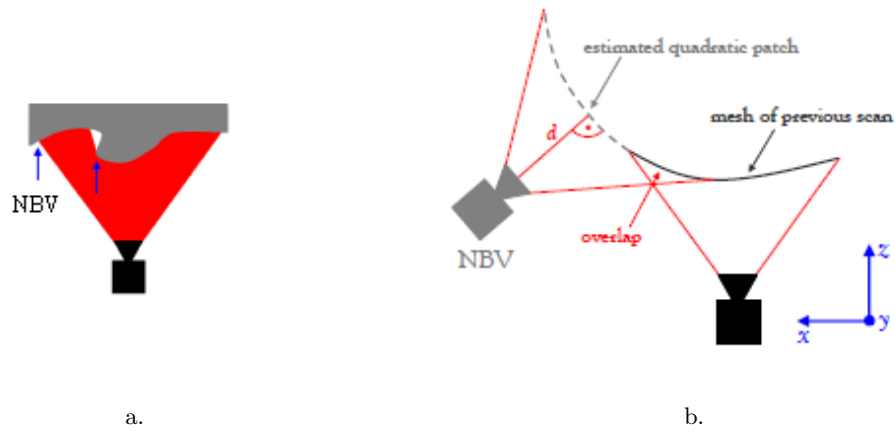


FIGURE 2.18 – Identification de la NBV dans les travaux de *Kriegel et al.* [41] : a. Les bords considérés pour la sélection de la NBV sont les plus extrêmes afin d’assurer une meilleure gestion des occultations b. Introduction d’une contrainte de recouvrement minimal pour la sélection de la NBV.

La deuxième étape consiste à estimer leurs courbures en les assimilant à des quadriques (voir figure 2.17.b). La normale et les sommets de chaque quadrique sont ensuite extraits. À l’issue de cette étape, les candidats à la NBV sont définis à partir du point central de chaque quadrique et de sa normale. Afin de guider la reconstruction et de définir le sens de déplacement du système de numérisation, la NBV est extraite à partir des bords de gauche. Le passage à une autre catégorie de bords se fait lorsqu’il n’y a pas d’apport en nouvelles informations dans l’ordre suivant : les bords de droite, ensuite les bords supérieurs et enfin ceux inférieurs. Dans une démarche de gestion d’occultations causées par la géométrie de l’objet, les bords extrêmes sont toujours sélectionnés comme l’illustre la figure 2.18.a. Une contrainte supplémentaire de recouvrement minimum est également introduite afin d’assurer le recalage des données. En résumé et comme illustré en figure 2.18.b, la NBV est la vue définie par les bords extrêmes selon la direction de la normale à la quadrique en son point central et assurant un taux de recouvrement prédéfini.

Cette méthode a été implémentée et testée pour un scanner laser ligne monté sur un bras robot industriel. En plus de la gestion d’occultations, cette approche a l’avantage d’être générique et ne limite pas la recherche de la NBV à une sphère ou à un cylindre. Cependant, elle suppose que la position de l’objet dans l’espace de travail est connue. En outre, cette méthode n’est pas adaptée à la numérisation d’objets de grandes tailles ou possédant beaucoup d’arêtes vives. Dans ce cas, le choix des bords extrêmes cause l’apparition de trous dans le modèle qui nécessitent des acquisitions redondantes afin de compléter les données manquantes.

2.3 Synthèse

Les tableaux 2.1 et 2.2 regroupent les travaux qui adoptent une représentation volumique pour la détermination de la NBV. Les approches surfaciques de planification de vues sont synthétisées dans les tableaux 2.3 et 2.4.

Les méthodes volumiques non-basées sur un modèle nécessitent la caractérisation de l'espace de travail en étiquetant ses différentes composantes. La caractérisation des voxels pleins est propre à chaque méthode. La représentation la plus commune est celle qui les divise en voxels vus et occultés. La plupart des méthodes a pour but d'explorer les volumes inconnus en tentant de lever l'ambiguïté sur les voxels occultés. L'espace voxelisé doit être parcouru pour chaque calcul de nouvelle position puis mis à jour après chaque acquisition. Généralement, la qualité et la précision du rendu final sont étroitement liées à la taille des voxels. En effet, un sous-échantillonnage peut entraîner l'apparition de trous dans le modèle final et peut induire des omissions des détails de la géométrie de l'objet. Un sur-échantillonnage de cet espace de voxels augmente considérablement les calculs nécessaires et par conséquent les temps d'acquisitions.

Les méthodes surfaciques non-basées sur un modèle utilisent des caractéristiques de la surface construite à partir de l'ensemble des données précédemment acquises pour le calcul de la position suivante (normales, densité, aire, trous, etc.). Afin d'assurer une reconstruction progressive de la surface de l'objet, la majorité des méthodes surfaciques se focalisent sur l'analyse des bords du modèle partiel construit. Les données nouvellement acquises sont fusionnées avec le modèle partiel afin de mettre à jour les données de surface qui seront utilisées pour le calcul de la nouvelle vue. Les candidats pour la NBV sont généralement définis par une distribution sphérique autour de l'objet.

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. Par conséquent, l'étape de modélisation volumétrique est désormais inutile. Comme démontré dans le chapitre précédent, les systèmes et 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. Ces méthodes sont également caractérisées par un temps de calcul réduit par rapport aux méthodes volumiques. En plus, les approches volumiques considèrent que l'objet est plein ce qui rend la détection de trous dans le modèle plus problématique. Cette limitation ne peut être corrigée que lorsqu'on intègre des contraintes supplémentaires sur les couches de voxels à considérer pour l'extraction de la surface (*Huxel* dans *Walck et Drouin* [85]). C'est pourquoi nous adopterons l'approche surfacique pour le développement de notre méthode de planification de vues.

La plupart des méthodes sont basées sur une analyse de la visibilité des données acquises [30] [31] [81] [38]. Un autre critère a été également largement utilisé, celui de *qualité*. Dans certains travaux, la qualité des données acquises est liée à l'acquisition (dispositif de numérisation) et est exprimée en fonction de l'angle seuil de visibilité [31] [30]. Elle peut être également définie en fonction des caractéristiques désirées des données acquises (bruit, densité, résolution, etc.) [33]. Dans d'autres travaux, la définition de ce critère n'est pas précise et est introduite sans précision des références par rapport auxquelles elle est exprimée [29] [32].

Les méthodes de planification de vues volumiques ou surfaciques présentent, pour la majorité des travaux, des critères d'arrêt qui permettent d'indiquer la fin du processus de numérisation. La fin de la tâche de planification ne signifie pas nécessairement que le modèle final construit est complet. Le critère le plus utilisé dans la littérature est la redondance des données. En effet, une acquisition qui n'apporte pas de nouvelles informations signale la fin du processus de numérisation. Le taux de redondance ne peut être calculé qu'après acquisition de nouvelles données. Cela signifie qu'une acquisition inutile est réalisée. En plus ce critère n'est fiable que pour des objets de formes et de géométries simples. D'autres critères d'arrêt existent et portent essentiellement sur la définition de seuils, fixés manuellement par l'opérateur, à évaluer après chaque fusion des données. Ces méthodes peuvent alors être décrites comme automatiques mais pas intelligentes. Il est ainsi nécessaire de définir un critère d'arrêt adaptatif qui s'ajuste automatiquement en fonction des données acquises et qui doit s'adapter à la complexité de la pièce.

Beaucoup de méthodes parmi celles présentées restreignent l'automatisation du processus d'acquisition à la définition des positions optimales du capteur [81] [85] [35] [90] [91] [92] [93], etc. En effet, plusieurs opérations sur les données acquises sont omises telles que la planification de mouvement, les post-traitements nécessaires à la création d'un modèle 3D, le recalage entre les différentes acquisitions, etc. Il est ainsi nécessaire de définir l'architecture globale d'un processus de numérisation automatique et intelligente et d'identifier toutes les tâches complémentaires à la planification des vues.

TABLE 2.1 – Synthèse des méthodes volumiques de planification de vue pour la numérisation 3D automatique - I

Travail	Stratégie de sélection de la NBV	Numerisation complète ?	Critère d'arrêt ?	Avantages	Limitations
Connolly [78]	Utilisation des orientations des voxels vides et non vus	Non	Non		Reconstruction grossière de l'objet
Abidi [79]	Utilisation du concept d'entropie en théorie de l'information pour l'analyse des contours	Oui	Oui	Aucune restriction sur la forme, la taille et l'emplacement de l'objet	Détection des auto-occultations
Reed [29]	Deux phases : création d'un modèle grossier puis définition de volumes par contraintes	Oui	Oui	Gestion des occultations	Nombre d'acquisitions élevé à cause de la modélisation grossière
Massios and Fisher [30]	Introduction d'un critère de qualité en plus du critère de visibilité	Oui	Non	Gestion des occultations	Système de positionnement non adapté
Munkelt et al. [31]	Introduction d'un critère de qualité en plus du critère de visibilité	Oui	Oui	Gestion des occultations	Numérisation d'objets simples - utilisation d'un modèle grossier
Banta et al. [81]	Analyse de courbure et visibilité des voxels	Oui	Oui	-	Numérisation d'objets simples
Cureless and Levoy [82]	Analyse de l'incertitude de reconstruction par évaluation du poids des voxels variables	Oui	Oui		Numérisation d'objets de petites tailles et/ou de formes simples
Walck et Drouin [85]	Répartition uniforme des points de vue couvrant la moitié de l'hémisphère	Oui	Non		Reconstruction grossière du modèle 3D de l'objet

TABLE 2.2 – Synthèse des méthodes volumiques de planification de vue pour la numérisation 3D automatique - II

Travail	Stratégie de sélection de la NBV	Numérisation complète?	Critère	Avantages	Limitations
Krainin et al. [32]	Evaluation de la qualité et du coût cinématique inverse des points de vues répartis uniformément autour de l'objet	Oui	Oui	Gestion des occultations causées par le bras manipulateur	Pas de gestion des auto-occultations - Reconstruction grossière
Mehdi-Souzani [33]	Utilisation des attributs de voxels non vides pour évaluer la qualité de la reconstruction	Non	Oui	Trajectoire de numérisation optimisée	Numérisation d'objets simples
Foissoffe et al. [34]	Utilisation d'une contrainte de stabilité en plus de l'analyse de la couverture du volume inconnu	Oui	Non	Gestion des occultations	Reconstruction grossière
Foissoffe et al. [88]	Méthodes à deux phases : génération de vue et génération de posture	Oui	Non	Faible temps d'acquisition	Ajustement manuel des seuils

TABLE 2.3 – Synthèse des méthodes surfaciques de planification de vue pour la numérisation 3D automatique - I

Travail	Stratégie de sélection de la NBV	Numérisation complète ?	Critère d'arrêt ?	Avantages	Limitations
Maver and Bajcsy [35]	Détection des zones d'occultations de la caméra et du laser	Non	Oui		Première phase non intelligente - Numérisation d'objets simples
Maver et al. [89]	Utilisation du principe max-min	Non	Oui		Numérisation d'objets simples
Low and Lastra [90]	Utilisation de contraintes d'acquisition et de qualité	Oui	Oui		Reconstruction grossière
Olague and Mohr [36] [37]	Analyse de l'incertitude de reconstruction à partir d'une distribution sphérique de points de vues	Oui	Oui	Prise en compte les problèmes d'occultations en cas de reconstruction d'objets complexes	
Wenhardt et al. [91]	Minimisation de critères d'optimalité sur la matrice de covariance	Oui	Oui		Reconstruction d'objets de petite taille
Dunn et al. [92] [93]	Equilibre entre l'incertitude géométrique et la fiabilité de la reconstruction	Oui	Oui		Reconstruction d'objets simples
Pito [38]	Utilisation de structures composées de cellules pour le calcul de visibilité	Oui	Non		Aucune gestion des occultations

TABLE 2.4 – Synthèse des méthodes surfaciques de planification de vue pour la numérisation 3D automatique - II

Travail	Stratégie de sélection de la NBV	Numérisation complète?	Critère d'arrêt?	Avantages	Limitations
Li and Liu [95]	Utilisation du concept d'entropie en théorie de l'information pour mesurer le gain en nouvelles informations	Oui	Non		Inadaptée pour la reconstruction de modèles 3D denses
Yuan [39]	Utilisation de l'orientation principale des données acquises	Oui	Non		Numérisation d'objets de formes simples - Problèmes de recalage des premières vues - Coût élevé des déplacements
He and Li [96] [97]	Utilisation de l'orientation principale des données acquises et des caractéristiques du scanner	Oui	Oui		Numérisation d'objets de formes simples - Problèmes de recalage des premières vues - Coût élevé des déplacements
Loriot et al. [40]	Méthode à deux phases : couverture maximale de la surface de l'objet par MVC et acquisition des données manquantes	Oui	Oui	Taux de couverture élevé pour des objets simples	Numérisation d'objets de formes simples - Problèmes de recalage des premières vues - Coût élevé des déplacements
Kriegel et al. [41]	Utilisation des quadriques pour l'estimation de la courbure des bords	Oui	Oui	Rapidité de l'acquisition	Inadaptée à la numérisation d'objets de grandes tailles ou possédant des arêtes vives

2.4 Conclusion

Dan ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art des travaux les plus importants en planification de vues pour l'automatisation de la numérisation 3D. De nombreuses méthodes ont été développées en laboratoire mais n'ont pas été transférées en industrie. Ce que nous re-tenons également de cet état de l'art est que l'approche surfacique est la plus adaptée à notre problématique de numérisation automatique et intelligente. La planification automatique de vues ne signifie pas que le procédé de numérisation l'est forcément. Cette phase ne permet pas, à elle seule, de gérer les contraintes imposées par l'environnement de numérisation et par le système d'acquisition. Il est ainsi nécessaire de définir un procédé global assurant une indépendance totale du déroulement de la tâche de numérisation par rapport à l'expertise de l'opérateur. Cette solution doit assurer la coordination des différentes opérations liées à la numérisation et garantir la sécurité exigée en milieu industriel.

Dans le chapitre suivant, nous exposerons notre vision de l'architecture globale d'un procédé de numérisation 3D automatique et intelligente et nous détaillerons le déroulement de chacune de ces étapes pour une cellule robotisée.

Chapitre 3

Procédé générique pour la numérisation 3D automatique et intelligente

3.1 Introduction

Par processus automatique nous entendons un processus qui n'exige pas d'attention pour être exécuté et qui ne s'accompagne d'aucune intervention d'un opérateur une fois enclenché. Un processus automatique et intelligent est un processus automatique doté d'une option d'adaptation du scénario d'exécution en fonction de plusieurs paramètres liés à la tâche à accomplir. Dans ce contexte, la numérisation automatique est le processus de production de modèles tridimensionnels d'objets connus ou inconnus sans intervention d'un opérateur. Contrairement à la numérisation manuelle ou par apprentissage, où l'opérateur décide du choix du scénario à adopter, ce dernier n'intervient que pour placer l'objet à numériser et/ou pour lancer le processus. L'indépendance de ce mécanisme par rapport à l'opérateur implique une maîtrise parfaite de l'environnement de travail.

Ce chapitre formalise le problème d'automatisation de la numérisation 3D, basée ou non-basée sur un modèle, et décrit une méthodologie qui permet d'accélérer et d'optimiser ce processus. Le système physique considéré dans l'élaboration du procédé générique est composé d'un positionneur embarquant un scanner 3D (de toute technologie possible). L'ensemble est géré par un ordinateur de supervision assurant la commande des différentes composantes. Les travaux présentés au cours de ce chapitre ont été réalisés en collaboration avec *Aigueperse* [99] dans le cadre de son stage de Master et ont fait l'objet d'un dépôt de brevet.

3.2 Algorithme générique

Le procédé générique, présenté en figure 3.1, propose une segmentation du processus de numérisation tridimensionnelle en plusieurs processus élémentaires, à savoir : l'initialisation, la planification de vue, la planification de trajectoire, l'acquisition 3D, le traitement des ac-

quisitions, le recalage et le post-traitement du modèle.

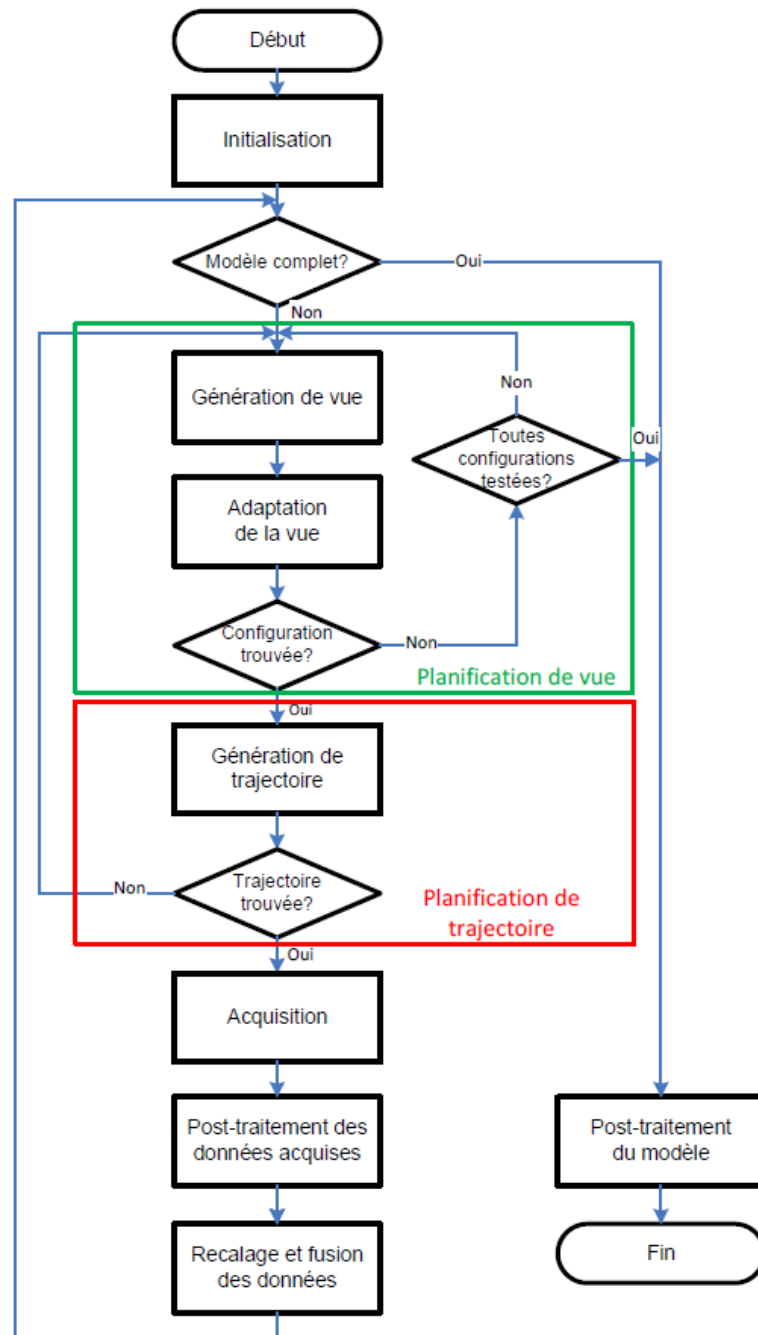


FIGURE 3.1 – Synoptique du procédé générique pour la numérisation 3D intelligente et automatique.

Le procédé assure la coordination de l'ensemble des actions en définissant les échanges possibles entre elles, ce qui signifie qu'un enchaînement entre les différentes tâches du processus est effectué. Chaque tâche est indépendante des autres et fonctionne comme une boîte noire. Le processus interne à chaque tâche est non spécifié par le procédé générique.

Chaque sous-processus récupère des données d'entrées indispensables à l'exécution de sa propre tâche et fournit en sortie des données nécessaires au fonctionnement du bloc suivant. Par conséquent, le procédé ne dépend pas du système physique (positionneur et/ou scanner tridimensionnel) ou de la méthodologie élaborée pour chaque sous-processus. Il est ainsi dit générique.

3.2.1 Initialisation

L'automatisation de la numérisation 3D requiert la maîtrise des différentes composantes qui définissent l'environnement de travail : le capteur, le système de positionnement et l'objet à numériser. Cet espace de travail est constitué de deux sous-espaces complémentaires : l'espace de déplacement du positionneur et l'espace de numérisation. Le premier est l'environnement où le système de positionnement peut se déplacer sans aucun risque de collision avec lui même ou avec l'objet. Le second espace est défini comme le volume dans lequel se trouve l'objet. En revanche, aucune information n'est disponible sur celui-ci. Par conséquent, le procédé doit comporter une première phase d'initialisation qui permet de localiser l'objet dans l'espace de travail.

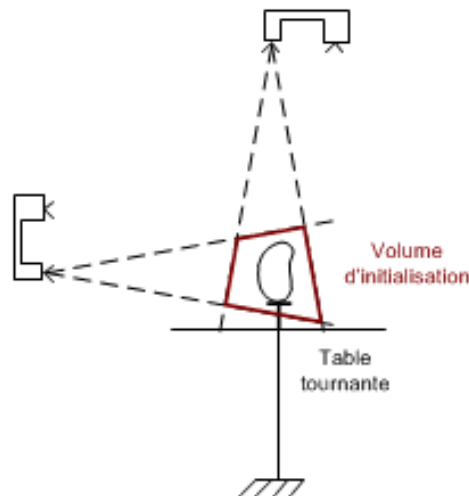


FIGURE 3.2 – Initialisation du procédé : définition du volume de numérisation.

Le volume d'initialisation dépend de la position du capteur par rapport à l'objet. Après détermination du volume englobant, le capteur est positionné à une distance qui respecte ses paramètres (distance de travail, champ de vue...) et une première acquisition est effectuée. Les données 3D acquises seront utilisées pour la planification de la vue suivante.

3.2.2 Planification de vue

La numérisation automatique et intelligente est basée sur le calcul itératif de la prochaine vue. Ce calcul se fait en ligne et prend en entrée les données précédemment acquises. La planification de vue est la partie principale du procédé générique. Elle vise à définir l'ensemble des points de vue utiles pour numériser tout l'objet. La qualité du modèle obtenu dépend fortement de cette étape. Si les positions du scanner ne sont pas correctement déterminées, deux phénomènes peuvent être observés :

- Le modèle final n'est pas complet (existence de trous par exemple). Dans ce cas, le temps de post-traitement va augmenter considérablement.
- Les données obtenues sont redondantes, donc le coût de la numérisation augmente significativement et la qualité du modèle 3D final peut être affectée.

La planification de vue est composée de deux phases : la génération de vue et son adaptation.

3.2.2.1 Génération de vue

L'automatisation du processus de numérisation 3D passe d'abord par l'élaboration de stratégies efficaces pour la planification de vue. La composante de génération de vue consiste à définir la pose théorique du scanner (position, orientation) pour l'acquisition suivante. La pose générée est dite théorique car elle constitue une première proposition de pose calculée à partir des données précédemment acquises et sans intégration des limitations physiques du système de numérisation. Des opérations d'adaptation peuvent être appliquées afin de définir la pose pratique équivalente à cette première pose. L'intégration des contraintes de positionnement peut rendre la pose inaccessible et donc inutile pour la numérisation. Ainsi, il est nécessaire de développer des méthodes qui calculent plusieurs alternatives de positionnement afin d'éviter les problèmes d'inatteignabilité de certaines poses.

3.2.2.2 Adaptation de vue

La pose obtenue après la première phase n'est qu'une pose théorique : elle est définie par rapport au référentiel de l'objet à numériser et par conséquent elle n'est pas forcément atteignable par le système de positionnement et le scanner. L'accessibilité d'un point est assurée par l'adaptation de vue qui estime la configuration du système de positionnement pour atteindre cette position. Un ajustement de position est ainsi nécessaire afin de positionner le scanner selon la pose calculée.

Cette adaptation est réalisée en modifiant la configuration actuelle de l'ensemble {scanner, système de positionnement} et en intégrant les limitations physiques de l'ensemble pour définir une position pratique qui sera retenue pour la numérisation. La figure 3.3 illustre un exemple d'adaptation de vue. La position calculée par le planificateur de vue n'est pas accessible par le scanner. Une rotation de la table tournante permet de positionner l'objet selon la configuration générée.

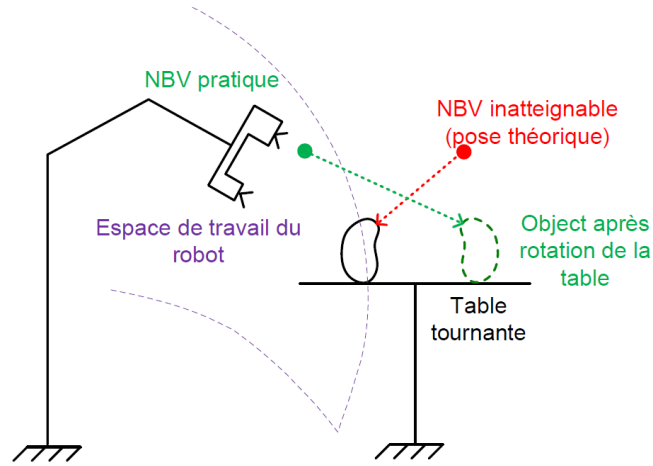


FIGURE 3.3 – Adaptation de vue : la position suivante du scanner générée lors de la première phase est inatteignable en se basant sur la configuration actuelle du système de numérisation (ici le scanner, le robot et la table tournante). Une phase d’adaptation est nécessaire afin de rendre la position atteignable via une rotation de la table.

Si aucune adaptation n’est possible, le planificateur de vue doit générer une autre position exploitable pour la numérisation d’où l’intérêt d’avoir plusieurs alternatives de positionnement. Quand une position pratique est trouvée, le procédé passe à la planification de trajectoire.

3.2.2.3 Vérification de la configuration

Afin de décider si la solution de positionnement générée après adaptation est exploitable par le planificateur de trajectoire, une étape de vérification est nécessaire. Cette phase consiste à vérifier dans un premier temps si cette solution respecte bien les limitations physiques du système de positionnement. Dans le cas où la configuration est valide, une étude de collision est effectuée afin de contrôler si la configuration assurant la nouvelle pose du système de numérisation est une configuration libre (sans collision). Si au moins la configuration d’une composante du système ne respecte les limitations, la configuration globale ne sera pas retenue.

La vérification de la configuration rend le verdict final sur la tâche d’adaptation. Dans le cas où aucune adaptation n’est possible la génération de vue doit recalculer une autre pose. Sinon, l’étape de planification de vue s’achève et se lance la deuxième phase clé du procédé, à savoir la planification de mouvement.

3.2.3 Planification de mouvement

Grâce au planificateur de vue, le système connaît la position à atteindre pour la prochaine acquisition. La planification de mouvement doit alors définir la trajectoire du robot pour se rendre à la prochaine position de numérisation. Cette trajectoire doit être conte-

nue dans l'espace de déplacement du robot, pseudo-optimale et sans collision pour l'ensemble {système de positionnement, scanner, objet}. Si aucune trajectoire n'est trouvée, le planificateur de vue réitère le calcul d'une autre position de numérisation qui, après adaptation, vérifie les caractéristiques de la trajectoire précédemment citées. Le scanner est ensuite repositionné selon la configuration calculée et une nouvelle acquisition est lancée.

3.2.4 Post-traitement

L'étape d'acquisition permet de capturer, à partir du modèle physique de l'objet, des nuages de points. Une fois l'acquisition effectuée, certaines opérations de traitement doivent être appliquées sur les données acquises. L'objectif de cette phase est d'améliorer la qualité des données acquises qui serviront, après recalage et fusion avec les données précédemment acquises, pour la planification de vues.

3.2.5 Recalage et fusion des données

La signalisation de la fin du processus de numérisation passe par la vérification du taux de complétude du modèle reconstruit. Pour ce faire, les données précédemment acquises doivent être fusionnées avec celles nouvellement acquises afin de reconstruire un modèle intermédiaire qui servira à la planification de vue suivante dans le cas où ce dernier est incomplet.

3.3 Exemple d'implantation sur une cellule robot

3.3.1 Cellule de numérisation

3.3.1.1 Système physique

La cellule robotisée de numérisation, exposée dans la figure 3.4, est composée 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 scanner offre un volume utile de $480 \times 360 \times 250 \text{ mm}$, avec une mesure 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.

3.3.1.2 Modélisation du système robotique

La modélisation de la cellule permet d'identifier les relations et les transformations caractérisant le fonctionnement global du système ainsi que le fonctionnement interne de chacune de ses composantes. Le modèle de la cellule, présentée dans la section précédente, est illustré

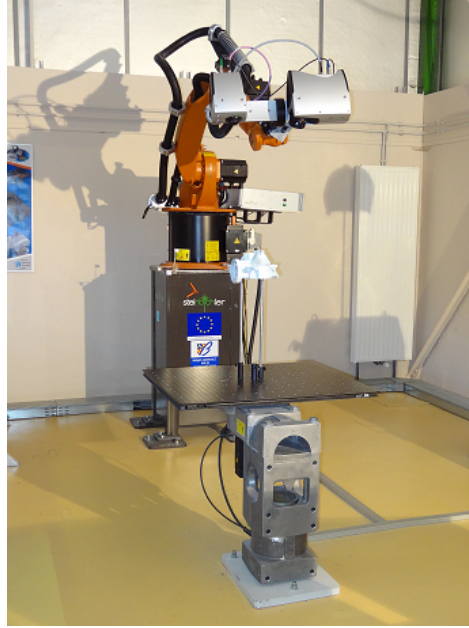


FIGURE 3.4 – Cellule de numérisation 3D formée d'un scanner à projection de franges COMET 5 de Steinbichler monté sur un bras KUKA KR16 et une table tournante à 1 axe de rotation.

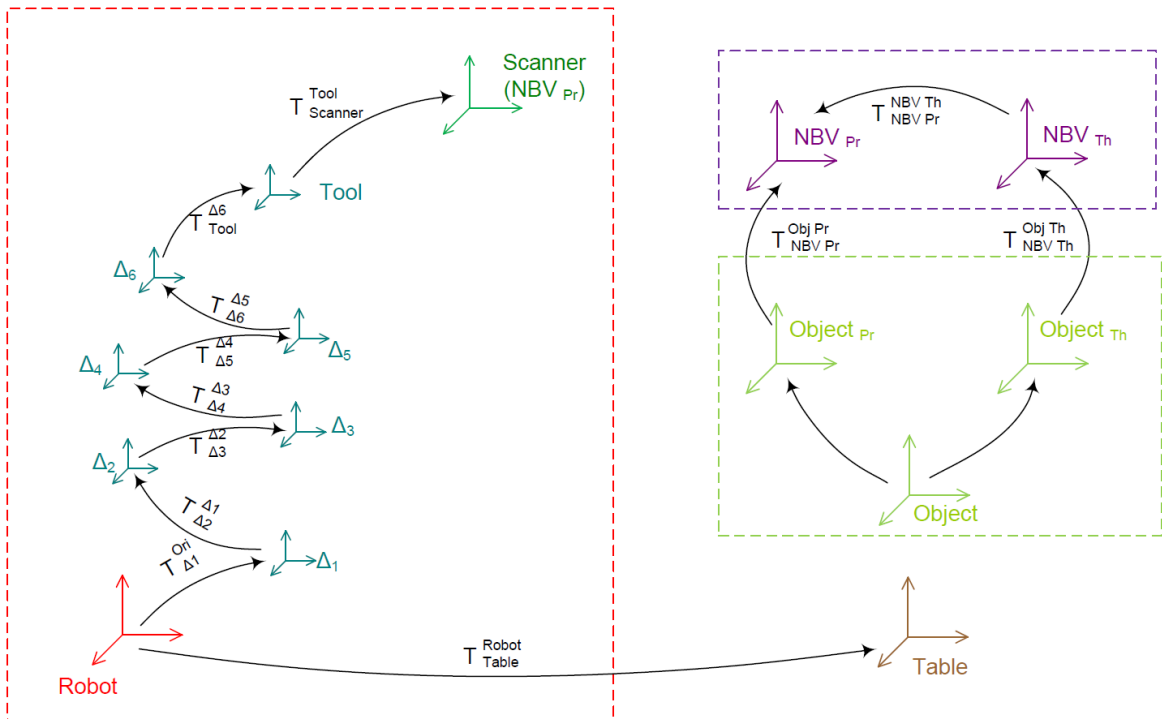


FIGURE 3.5 – Modélisation de la cellule robotisée de numérisation 3D.

dans la figure 3.5. Le tableau 3.1 récapitule l'ensemble des transformations entre les différentes composantes. Dans ce modèle, l'origine de notre repère monde est fixée au bâti du robot. Le robot est représenté par les six repères Δ_i . Les transformations entre les différents corps du robot sont modélisées selon la convention de *Denavit-Hartenberg* [100]. Le scanner est embarqué sur la sixième articulation, et est représenté par le repère *Scanner*, dans lequel

sont exprimées les données 3D acquises. L'objet est représenté par le repère *Objet* dont l'origine est centre de masse des données acquises. En ce qui concerne la table tournante, elle est représentée par le repère *Table*.

Transformation	Fixe ?	Estimée par	Remarques
T_{NBVPr}^{Robot}	Non	Adaptation de vue (voir section 3.2.2.2)	Position du scanner
T_{NBVTh}^{Robot}	Non	Génération de vue (voir section 3.2.2.1)	Position théorique du scanner
T_{Table}^{Robot}	Oui	Connue	Position de la table tournante
T_{ObjPr}^{ObjTh}	Non	Adaptation de vue (voir section 3.2.2.2)	Rotation de la table tournante autour de son axe z
$T_{\Delta 1}^{Robot}, \dots, T_{\Delta 6}^{\Delta 5}$	Non	Adaptation de vue (voir section 3.2.2.2)	Coordonnées articulaires du robot
$T_{Tool}^{\Delta 6}$	Oui	Connue	Support de fixation du scanner
$T_{Scanner}^{\Delta 6}$	Oui	<i>Bouquet</i> [101] et <i>Zhang</i> [102]	Lien entre le robot et le scanner
T_{NBVTh}^{ObjTh}	Non	Adaptation de vue (voir section 3.2.2.2)	Transformation entre la position théorique de l'objet et la pose théorique de la NBV
T_{NBVPr}^{ObjPr}	Non	Adaptation de vue (voir section 3.2.2.2)	Transformation entre la position pratique de l'objet et la position pratique de la NBV
T_{ObjTh}^{Robot}	Non	Génération de vue (voir section 3.2.2.1)	Centre de masse du nuage de points

TABLE 3.1 – Détails sur l'ensemble des transformations de la cellule d'automatisation.

La position de prise de vue suivante est générée (voir section 3.2.2.1) en fonction des données précédemment acquises, c'est-à-dire sans intégration du modèle physique du système de positionnement. Cette pose *théorique* doit être adaptée (voir section 3.2.2.2), si nécessaire, afin de la rendre *pratique*, autrement dit accessible par le positionneur. Afin de représenter cette phase d'adaptation, nous avons introduit dans la modélisation de la cellule des repères labellisés *théoriques* ($Objet_{Th}$ et NBV_{Th}) et d'autres *pratiques* ($Objet_{Pr}$ et NBV_{Pr}).

3.3.2 Initialisation

Nous rappelons que le but de cette étape est de localiser l'objet dans l'espace de travail. Ceci peut se faire par reconstruction de son volume englobant. La détermination de ce volume peut s'effectuer par reconstruction grossière de sa surface. De nombreuses techniques de la stéréo-vision peuvent être mises en place. La méthode du Shape-from-Silhouette (SfS) en fait partie.

3.3.2.1 Shape-from-silhouette

Le *Shape-From-Silhouettes* [86] [103] est une technique qui permet d'extraire la silhouette d'un objet en utilisant plusieurs images (au minimum deux) et l'orientation de la caméra supposée connue grâce à l'utilisation d'une mire (comme illustré dans la figure 3.6).

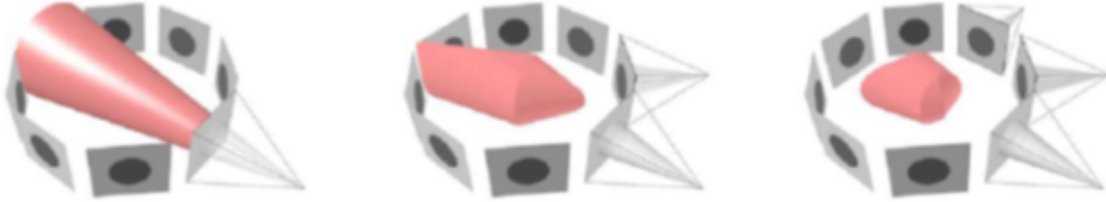


FIGURE 3.6 – *Shape-From-Silhouettes* : l'intersection des cônes de silhouette est une modélisation grossière et est appelée *enveloppe visuelle*.

Les méthodes de modélisation à partir de silhouettes sont devenues très répandues pour l'acquisition 3D. Elles offrent une alternative généralement plus simple et plus rapide pour la reconstruction d'objets indépendamment de leurs textures. En dépit d'une précision plus faible, cette reconstruction grossière est suffisante pour un large éventail d'applications [104].

Les approches SFS se distinguent par leur simplicité algorithmique et leur facilité d'implémentation. L'estimation des silhouettes est relativement simple surtout dans des environnements intérieurs en présence de peu d'ombres. L'implémentation de ces méthodes est relativement simple comparée aux approches classiques de la stéréo-vision car cette technique a l'avantage d'avoir un coût matériel faible : une caméra et un plateau tournant sont suffisants. Le plus grand avantage de ces approches c'est qu'elles garantissent que la forme 3D générée contient l'objet d'intérêt. Cette forme 3D, définie par L'*enveloppe visuelle EV* (Visual Hull VH) dans les travaux de *Laurentini* [105] résulte de l'intersection des cônes de silhouettes. Le lecteur intéressé peut se référer aux travaux de [42] pour plus de détails ou des aspects complémentaires. Cet avantage a permis de résoudre de nombreux problèmes en robotique, notamment l'évitement des obstacles et la manipulation d'objets. Cependant, La technique SFS n'est pas capable de capturer les concavités dans un objet. Cette limitation n'est pas critique pour notre application car le but d'utilisation du SFS est de définir le volume englobant l'objet à numériser et non pas de reconstruire sa surface. Le modèle grossier obtenu à la fin de cette phase d'initialisation sera utilisé comme outil de localisation de l'objet dans l'espace de travail et non pas comme une première reconstruction.

Deux catégories de méthodes SFS existent dans la littérature : les approches surfaciques et celles volumiques. Les méthodes de la première catégorie calculent une représentation explicite de l'enveloppe visuelle par estimation des attributs et primitives de la surface de l'EV obtenue par intersection des surfaces des cônes de silhouette [106] [107] [108] [107] [109]

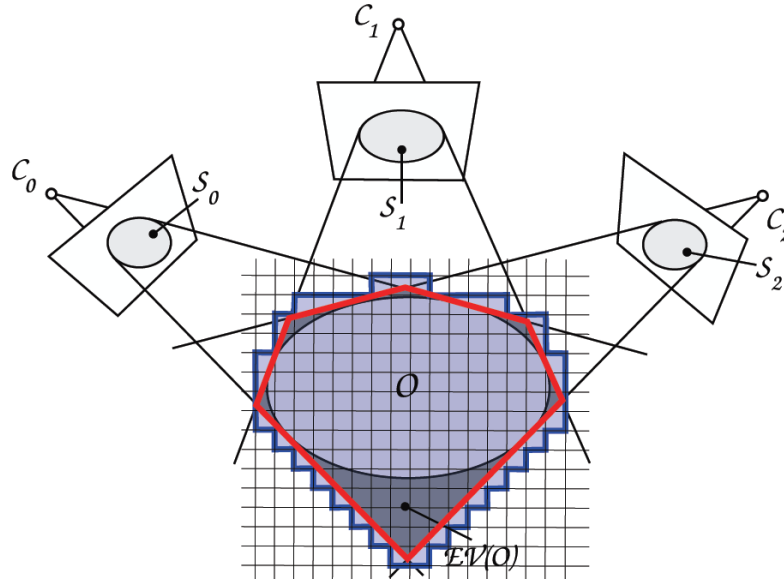


FIGURE 3.7 – Illustrations d’une coupe de la géométrie estimée d’un objet O par l’approche Shape-From-Silhouette surfacique en rouge et par l’approche volumique à base de voxels en bleu [42].

[110]. Les approches volumiques estiment le volume de l’enveloppe visuelle par identification des voxels couvrant la surface de l’objet d’intérêt. Cette enveloppe visuelle est dans ce cas le volume le plus proche du volume réel de l’objet [111] [112] [113] [114] [115] [116]. La figure 3.7 illustre le principe de chaque famille de méthodes citées ci-dessus.

3.3.2.2 Application

Fitzgibbon et al. [103] ont proposé une méthode de reconstruction grossière par SFS implantée sur une plateforme similaire à notre cellule. Cette méthode est simple à mettre en œuvre car elle utilise juste une caméra et un plateau rotatif pour l’acquisition d’une séquence d’images utilisées pour la reconstruction du volume englobant. La caméra est maintenue à une distance fixe de l’objet et sa position est déterminée en fonction des rotations de la table tournante. Nous adoptons cette technique pour notre phase d’initialisation.

Dans notre application, uniquement trois images sont utilisées, à savoir une vue de dessus et deux vues latérales, car l’objectif de cette phase est de localiser le volume englobant de l’objet dans la scène et non pas de remonter à son modèle 3D précis. Comme illustré dans la figure 3.8, les deux vues latérales sont utilisées afin de localiser l’objet dans l’image. En utilisant les paramètres de la caméra, le volume englobant l’enveloppe visuelle de l’objet est déterminé (voir figure 3.9.b). Nous définissons de la même manière l’enveloppe visuelle correspondant à la vue de dessus (voir figure 3.9.a). Le volume grossier de l’objet est déterminé par intersection des deux volumes définis à partir des trois images.

La reconstruction grossière du volume englobant de l’objet permet de le localiser dans

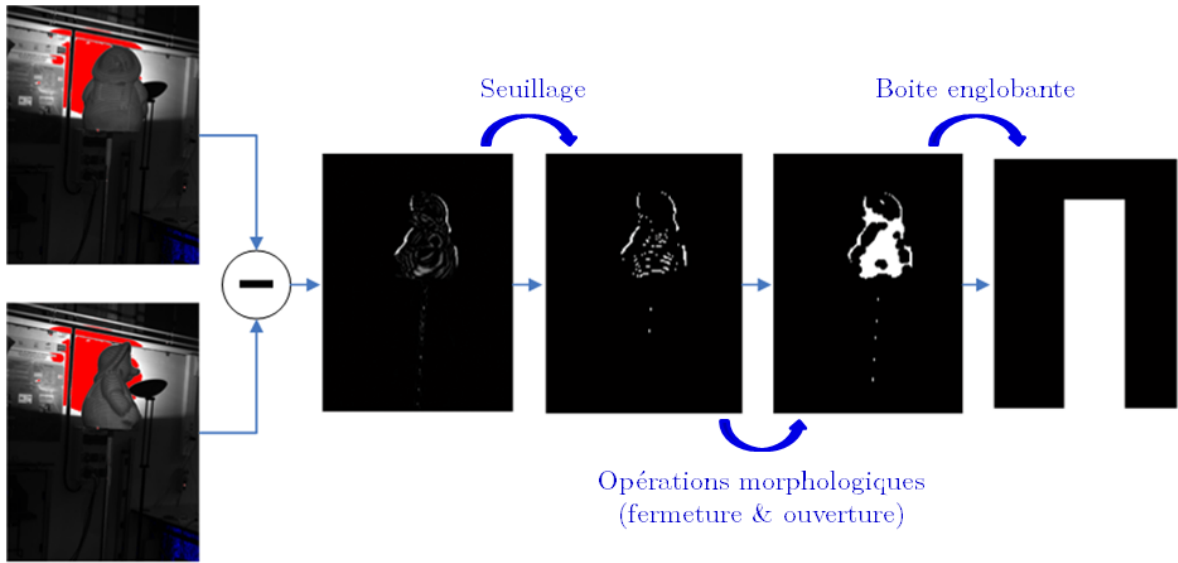


FIGURE 3.8 – Utilisation de la technique de *Shape-From-Silhouettes* pour la reconstruction grossière du volume de numérisation.

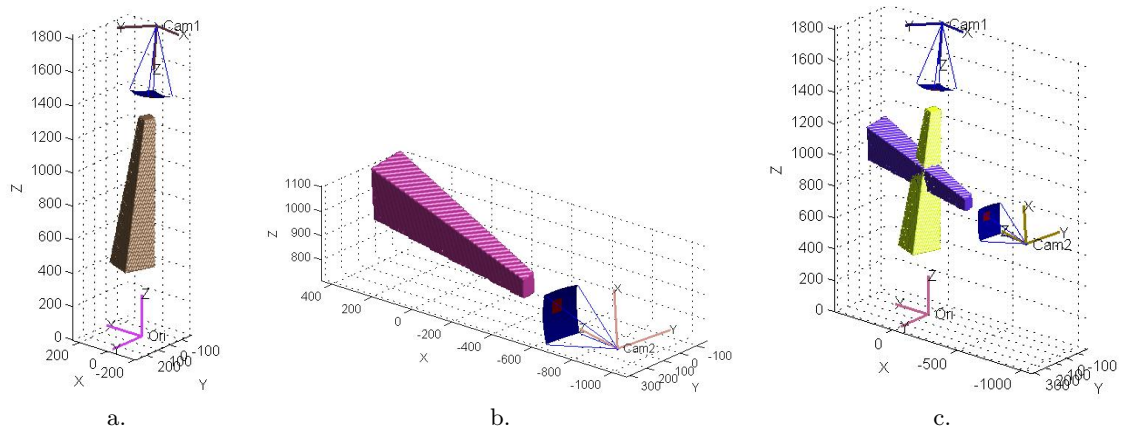


FIGURE 3.9 – Reconstruction du volume englobant par intersection de volumes : a. Volume extrait de la vue de dessus b. Volume extrait des deux vues latérales c. Intersection des volumes.

l'espace de travail. Le scanner est repositionné en respectant ses paramètres (distance de travail et champs de vue) et une première acquisition est ensuite faite. Les données acquises sont utilisées pour la planification de vues.

3.3.3 Planification de vue

La planification de vue constitue la première phase clé d'un processus de numérisation 3D automatique et intelligente. Comme expliqué dans la section 3.2.2.1, la composante de génération de vue consiste à définir la pose théorique du scanner (position, orientation) pour l'acquisition suivante. Les méthodes développées au cours de cette thèse seront détaillées dans le chapitre 4. Afin de déterminer la pose pratique équivalente à cette première pose théorique, des opérations d'adaptations sont effectuées. Comme illustré dans la figure 3.10,

l'approche d'adaptation de vue proposée se fait par combinaison de deux méthodes : *Work in the workspace* et *Work on the plane* (détaillées respectivement en sections 3.3.3.1 et 3.3.3.2) [99].

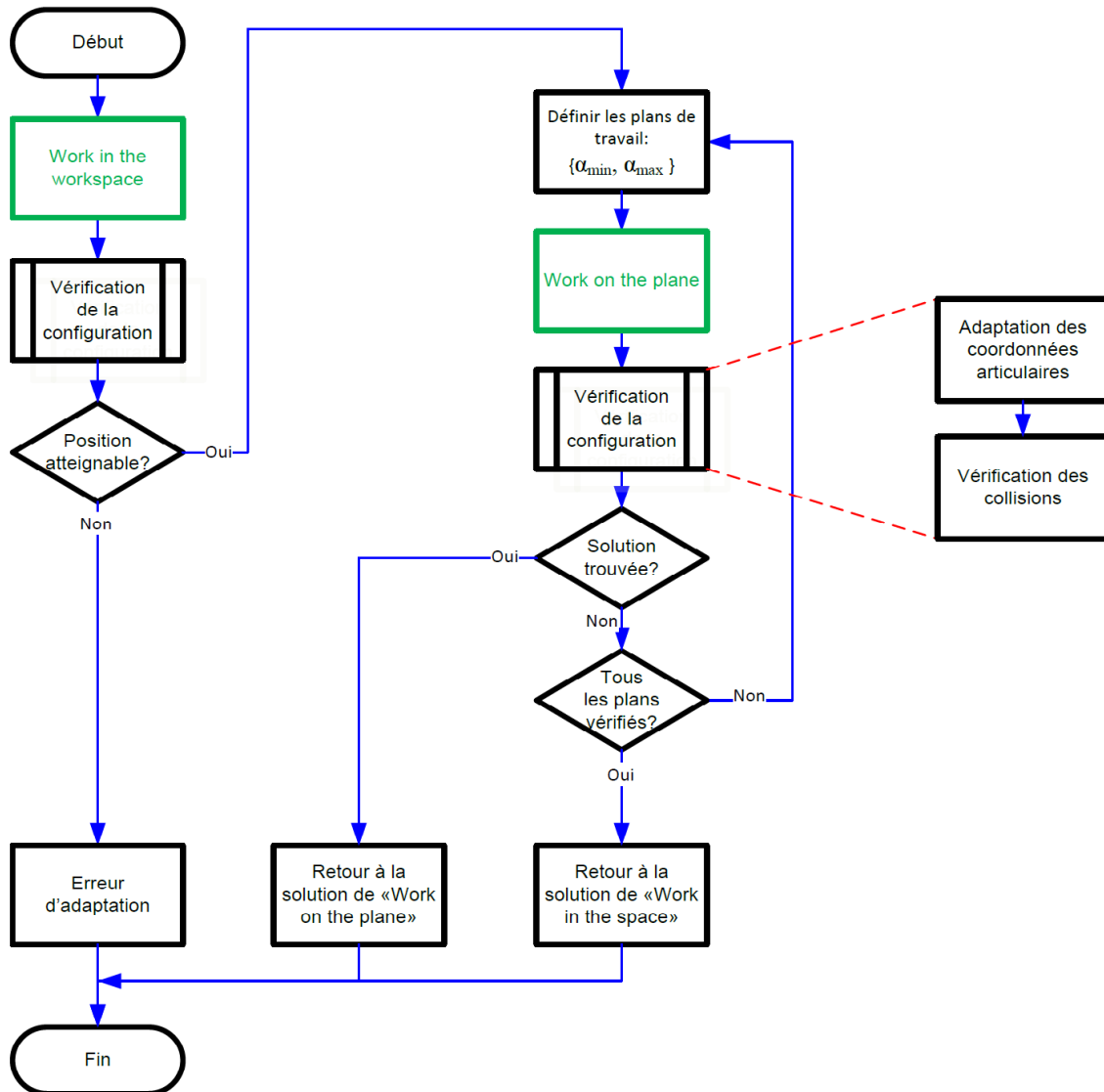


FIGURE 3.10 – Diagramme d'adaptation de vue.

L'adaptation de vue commence par la recherche d'une solution de positionnement possible dans l'espace de travail du robot via la méthode *Work in the workspace*. Si elle existe, cette configuration sera optimisée par la méthode *Work on the plane*. Cette méthode vise à restreindre l'espace de travail du robot afin d'éviter les allers-retours inutiles. A l'issue de chacune des deux étapes, une vérification de la configuration est effectuée (voir section 3.2.2.3) afin d'adapter les coordonnées articulaires et de s'assurer que celle-ci n'engendre pas de collisions. La recherche de solution par la méthode *Work on the plane* se fait sur un ensemble

de plans définis par échantillonnage de l'espace de travail restreint. Si aucune solution n'est trouvée, la configuration retenue est alors celle donnée par la méthode *Work in the workspace*. Si aucune solution n'est trouvée par cette méthode, une erreur d'adaptation est renvoyée vers le planificateur de vue, demandant la génération d'une autre pose.

3.3.3.1 Work in the workspace

Cette méthode a été initialement proposée par *Rozenwald* [117]. Nous l'étendons à une méthode plus rigoureuse. L'idée principale est de fusionner la table tournante et le robot en un seul robot. Ceci conduit à la simulation d'un robot à sept degrés de liberté au lieu de 6 où le plateau rotatif est considéré comme la première articulation. Comme illustré dans la figure 3.11.a, l'origine du robot virtuel est fixée au centre de rotation du plateau tournant (la simulation est faite à l'aide de la toolbox matlab de *Corke* [118]). Le modèle cinématique inverse du robot de simulation permet de déterminer si la NBV théorique est à l'intérieur de l'espace de travail virtuel et de renvoyer, le cas échéant, la configuration du robot de simulation permettant d'atteindre la position désirée.

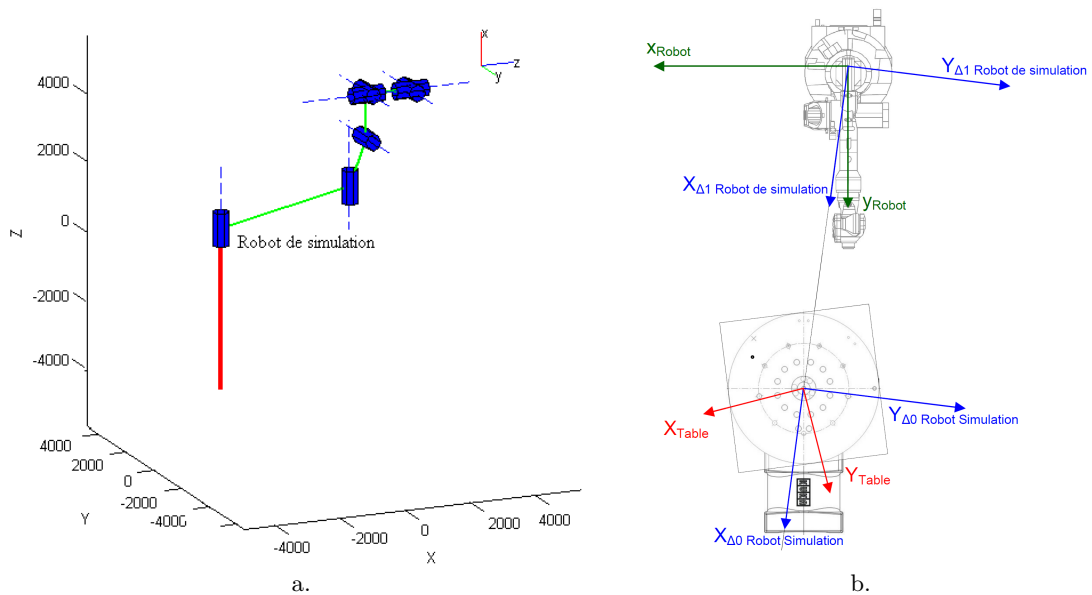


FIGURE 3.11 – Principe de la méthode *Work in the workspace* : a. Robot de simulation b. Configuration robot de simulation - robot réel.

Afin de déterminer la configuration réelle du robot, l'objet est considéré statique. Connaissant la pose théorique du scanner, le modèle géométrique inverse détermine la configuration du robot de simulation qui assure cette pose. La configuration réelle est trouvée par fusion des deux robots (simulation et réel). Ceci est possible grâce à une rotation de la table tournante de $\theta_{Table} = -\theta_{1Simul}$. Les coordonnées articulaires des différentes composantes de la cellule robotisée sont données par le tableau 3.2.

Composante	Articulation	Valeur de simulation correspondante
Robot	1	$\theta_{1Real} = \theta_{2Simul}$
	2	$\theta_{2Real} = \theta_{3Simul}$
	3	$\theta_{3Real} = \theta_{4Simul}$
	4	$\theta_{4Real} = \theta_{5Simul}$
	5	$\theta_{5Real} = \theta_{6Simul}$
	6	$\theta_{6Real} = \theta_{7Simul}$
Table tournante	-	$\theta_{Table} = -\theta_{1Simul}$

TABLE 3.2 – Correspondance entre les valeurs articulaires du robot réel et celles du robot de simulation.

3.3.3.2 Work on the plane

Le but est de ramener une NBV théorique, exprimée dans le repère $Objet_{Th}$, en une NBV pratique comme le montre la figure 3.12.b. La méthode proposée utilise les relations trigonométriques pour calculer la NBV pratique. L'idée principale est de restreindre l'espace de travail du robot à un plan (voir figure 3.12.a). En effet, toute solution, si elle existe, est générée sans aucune restriction sur l'espace de travail du robot, ce qui peut engendrer des déplacements coûteux (des aller-retours inutiles). Comme un de nos objectifs est de réduire le coût robotique de la reconstruction 3D, nous réduisons l'espace de recherche de solution de pose. Le calcul de la NBV pratique est décomposé en deux étapes principales : la définition de l'orientation et le calcul de la position.

Comme illustré dans la figure 3.12.a, le nouvel espace de recherche de la NBV pratique est défini par les plans qui passent par l'axe z (vertical) de la table tournante et faisant un angle $\alpha \in [\alpha_{min}, \alpha_{max}]$ avec le plan vertical formé par les axes de rotations du plateau rotatif et du premier joint du robot. Déterminer la solution pratique dans le plan P , revient à calculer la transformation entre les deux repères $Objet_{Th}$ et $Objet_{Pr}$ et ensuite générer la position du scanner (voir figure 3.12.c). Cette transformation est une rotation de la table tournante d'un angle ψ donnée par :

$$\psi = \beta + \delta + \phi \quad (3.1)$$

avec :

- β est l'angle formé par l'axe X_{Table} et la projection orthogonale de la NBV théorique dans le plan (X_{Table}, Y_{Table}) .
- δ est l'angle, fixe, modélisant la rotation de la table tournante par rapport au repère monde lié au bâtis du robot.
- $\phi = \frac{\pi}{2} - \alpha + \delta$ est l'angle formé par l'axe X_{Table} et la projection orthogonale du plan P dans le plan (X_{Robot}, Y_{Robot}) .

Finalement, l'angle de rotation ψ est :

$$\psi = \frac{\pi}{2} + \beta - \alpha + 2.\delta \quad (3.2)$$

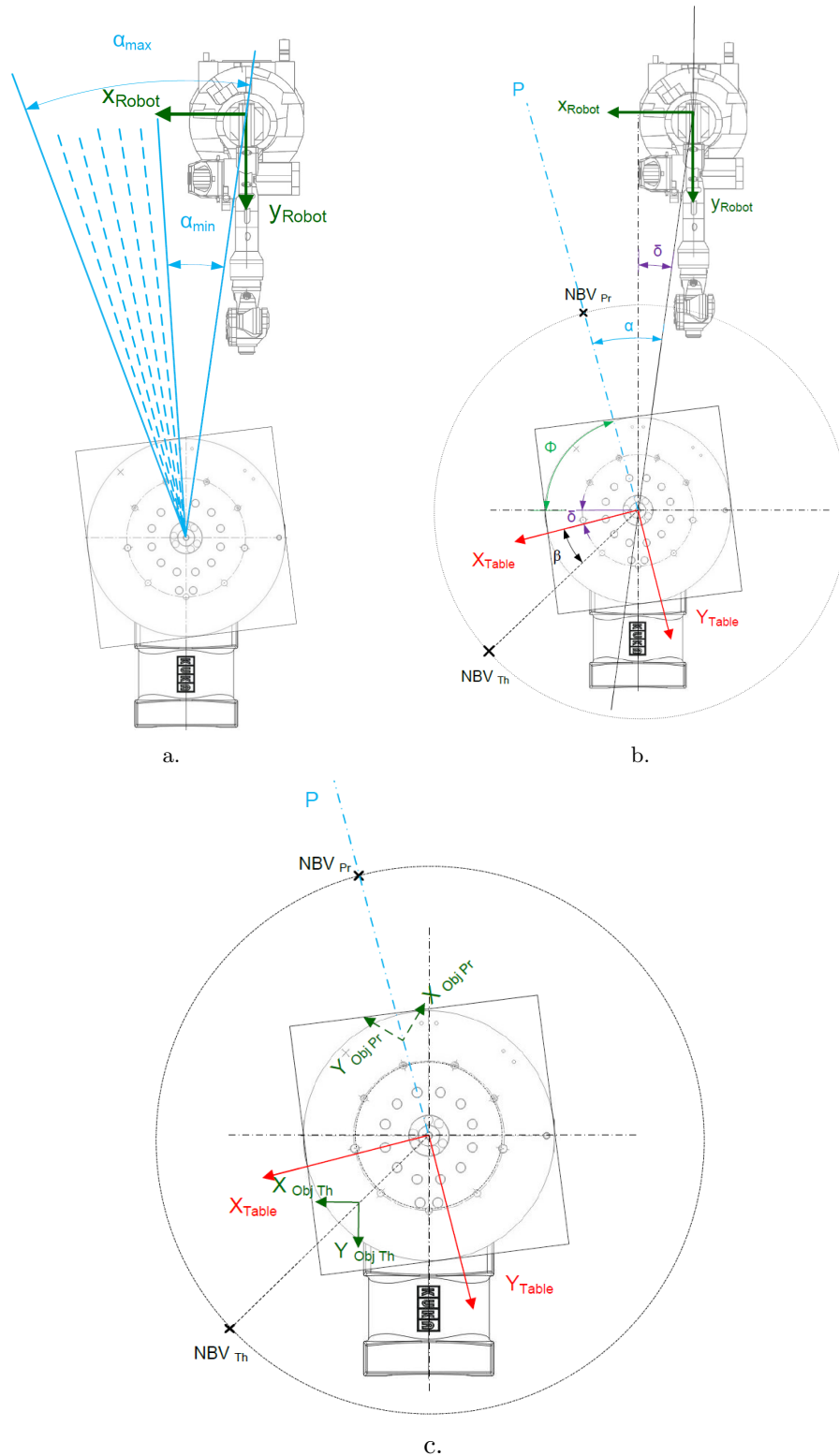


FIGURE 3.12 – Principe de la méthode *Work on the plane* : a. Espace de recherche de solution b. Caractérisation de la solution pratique c. Passage de la configuration théorique à celle pratique.

Après identification de la rotation ψ de la table tournante, la position du scanner, ini-

tialement connue dans le repère $Objet_{Th}$, est exprimée dans le repère monde. La résolution du problème cinématique inverse permet de trouver, si elle existe, la nouvelle configuration du robot permettant de positionner le scanner selon la pose calculée. Dans le cas où aucune solution n'est trouvée, un autre plan est exploré. Si aucune adaptation n'est possible, la solution retenue est celle renvoyée par la méthode *Work in the workspace*.

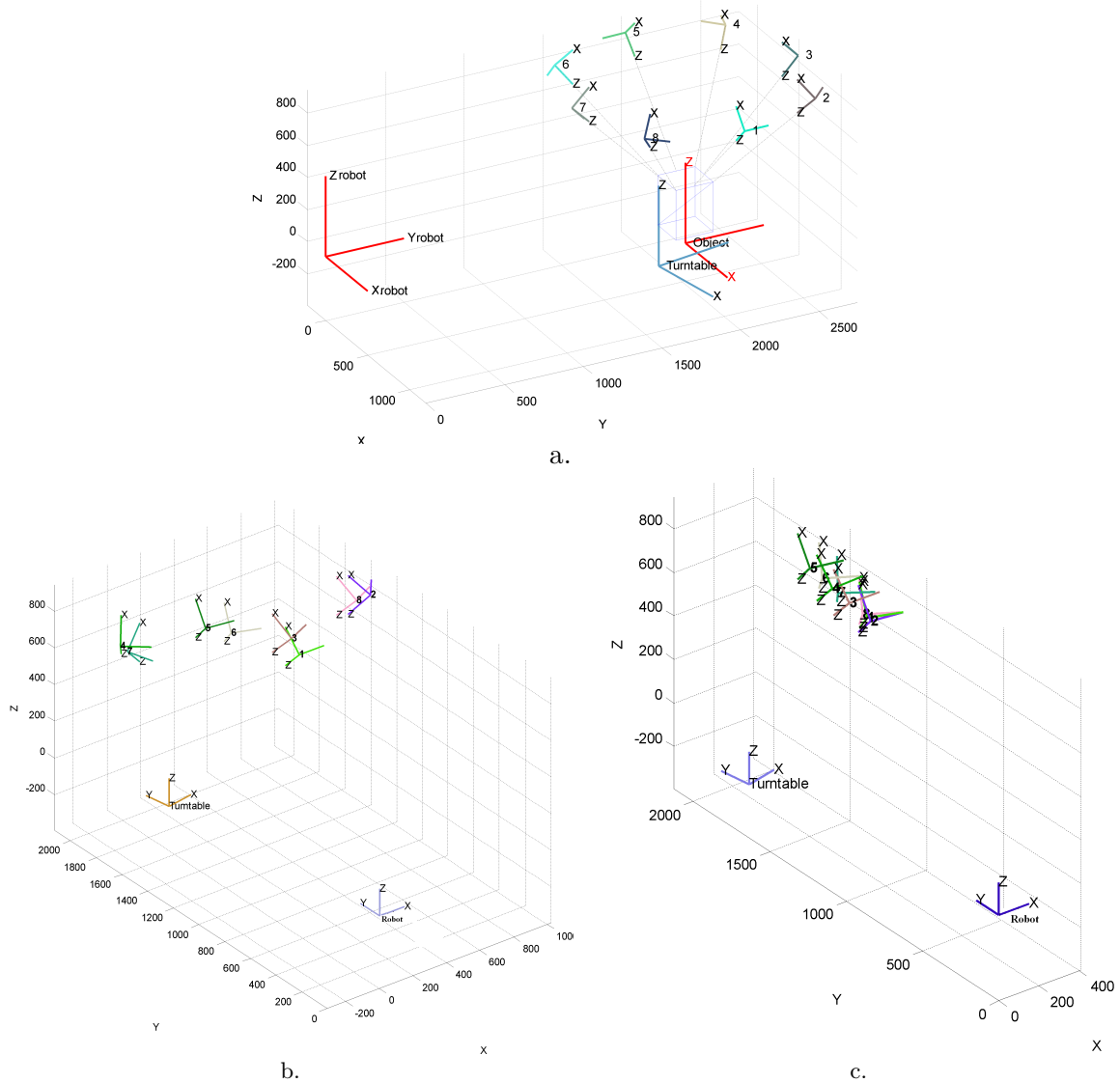


FIGURE 3.13 – Comparaison des deux méthodes d’adaptation de vue : a. 8 NBVs théorique générée autour d’un objet cubique b. Les NBVs pratiques générées par la méthode *Work in the workspace* occupent tout l’espace de travail du robot c. Les NBVs pratiques générées par la méthode *Work on the plane* sont concentrées dans une seule région de l’espace de travail.

Les deux méthodes d’adaptation de vue précédemment présentées sont comparées en simulant la génération de NBVs pratiques à partir de huit points de vue uniformément placés autour d’un cube (voir figure 3.13.a). Les NBVs pratiques renvoyées par les deux méthodes sont présentées dans les figures 3.13.b et 3.13.c.

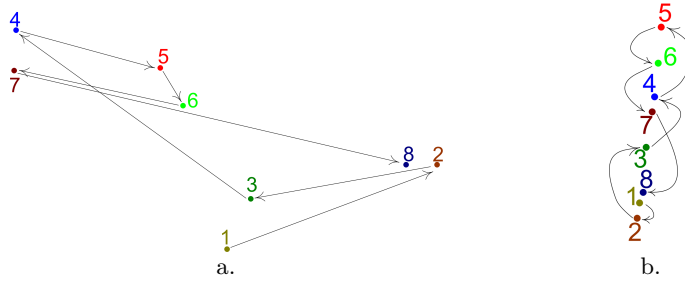


FIGURE 3.14 – Mouvement du robot dans le plan (x, y) du repère monde : a. La longueur du chemin total entre les différentes positions générées par la méthode *Work in the workspace* est de 4318.3 mm b. La longueur du chemin total entre les différentes positions générées par la méthode *Work on the plane* est de 928 mm.

Avec la méthode *Work on the plane*, la rotation de la table tournante ramène les différents points dans le même plan. Le robot ajuste ensuite la position du scanner. Comme le montre la figure 3.14.b le robot exécute de faibles déplacements entre les configurations successives. En revanche, la méthode *Work in the workspace* génère des points de vues qui sont éloignés les uns des autres (voir figure 3.13.b). Comme illustré dans les figures 3.14.a et 3.14.b, le chemin généré par la méthode *Work in the workspace* est 4 fois plus long que celui de la méthode *Work on the plane*. Cependant, et contrairement à la méthode *Work on the plane*, l'absence de restrictions sur l'espace de travail du robot maximise la probabilité de trouver une position pratique.

La combinaison des deux méthodes pour la génération de configurations pratiques du système de numérisation assure une réduction considérable du coût des déplacements du système robotique. La méthode *Work in the workspace* assure le calcul d'une solution pratique et la méthode *Work on the plane* tente de générer une autre solution adéquate.

La solution de positionnement générée après adaptation est considérée comme exploitable par le planificateur de trajectoire si et seulement si elle respecte les limitations physiques du système de positionnement (voir annexe A). Dans le cas où la configuration est valide, une étude de collision (voir section 3.3.4.3) est effectuée afin de contrôler si celle-ci ne génère pas de collisions.

3.3.4 Planification de mouvement

La planification de mouvement peut concerner tout système mécanique, ou robot, composé d'un ou de plusieurs corps, devant trouver son chemin dans un environnement pouvant être encombré d'obstacles fixes ou mobiles. La trajectoire trouvée doit être contenue dans l'espace de déplacement du robot, pseudo-optimale et sans collision.

Dans cette section, nous formulerons le problème de planification de mouvement pour un

système de type cellule robotisée. Nous introduirons dans un premier temps la notion d'espace de configurations. Nous présenterons ensuite les principales méthodes de planification de trajectoire dans la littérature. Nous finirons par exposer notre approche.

3.3.4.1 Espace des configurations

Le système étudié est formé d'une cellule robotisée, d'un objet et d'un scanner. La cellule robotisée est formée d'un bras robot (désigné par r) et une table tournante (désignée par t) possédant respectivement n et m degrés de liberté. Une configuration q_i du système est la combinaison de ses différents paramètres articulaires $\theta_{i,k}$, $k = 1, \dots, (n+m)$. Il en résulte alors que :

$$q_i = (\theta_{i,1}^r, \theta_{i,2}^r, \dots, \theta_{i,n}^r, \theta_{i,1}^t, \dots, \theta_{i,m}^t) \quad (3.3)$$

ou encore

$$q_i = (\theta_{i,1}, \theta_{i,2}, \dots, \theta_{i,n+m}) \quad (3.4)$$

Il s'en suit que l'espace des configurations, $CS_{Cellule}$, de la cellule est :

$$CS_{Cellule} = CS_{Robot} \times CS_{Table} \quad (3.5)$$

L'objet et le scanner sont des solides rigides. Ils possèdent donc six de degrés de liberté. Une configuration de l'objet (respectivement le scanner) est une combinaison de sa position $(x, y, z) \in \mathbb{R}^3$ et de son orientation (α, β, γ) de \mathbb{RP}^3 où \mathbb{RP}^3 est l'espace projectif réel. Il en résulte que l'espace des configurations de l'objet (respectivement le scanner) est :

$$CS_{Objet} = CS_{Scanner} = \mathbb{R}^3 \times \mathbb{RP}^3 \quad (3.6)$$

Finalement, l'espace des configurations, CS , de l'ensemble des composantes est :

$$CS = CS_{Cellule} \times CS_{Objet} \times CS_{Scanner} \quad (3.7)$$

L'espace des configurations CS est décomposé en trois sous-espaces :

$$CS = CS_{free} \cup CS_{contact} \cup CS_{collision} \quad (3.8)$$

où

- CS_{free} est l'espace des configurations libres. Ce sont les configurations sans collision, c'est-à-dire les configurations n'entraînant pas de contact entre les différentes composantes du système, ni de dépassement des butées.
- $CS_{contact}$ est l'espace des configurations entraînant un contact entre au moins deux composantes du système.
- $CS_{collision}$ est l'espace des configurations entraînant une collision entre au moins deux composantes du système.

3.3.4.2 Aperçu bibliographique sur les méthodes de planification de mouvement

La planification de mouvement est la recherche d'un chemin dans CS_{free} reliant deux points donnés de cet espace. *LaValle* [119] a identifié trois catégories de méthodes de planification de mouvement : les méthodes exactes, les méthodes heuristiques et les méthodes par échantillonnage.

Les méthodes exactes sont des méthodes complètes car elles déterminent en un temps fini s'il existe une solution au problème de planification et le cas échéant trouvent cette solution. Ces méthodes s'appuient sur une représentation sans approximation de CS_{free} . Une telle représentation les rend uniquement applicables à des systèmes simples. Ces méthodes ont été employées avec succès pour des problèmes tels que la navigation d'un robot mobile dans le plan. On compte parmi ces techniques des méthodes comme la décomposition cellulaire ou les graphes de visibilité *LaValle* [119]. En pratique, ces méthodes sont inutilisables pour des systèmes à de nombreux degrés de liberté (plus que 4). En effet, les temps de calcul croissent exponentiellement avec le nombre de degrés de liberté du système étudié.

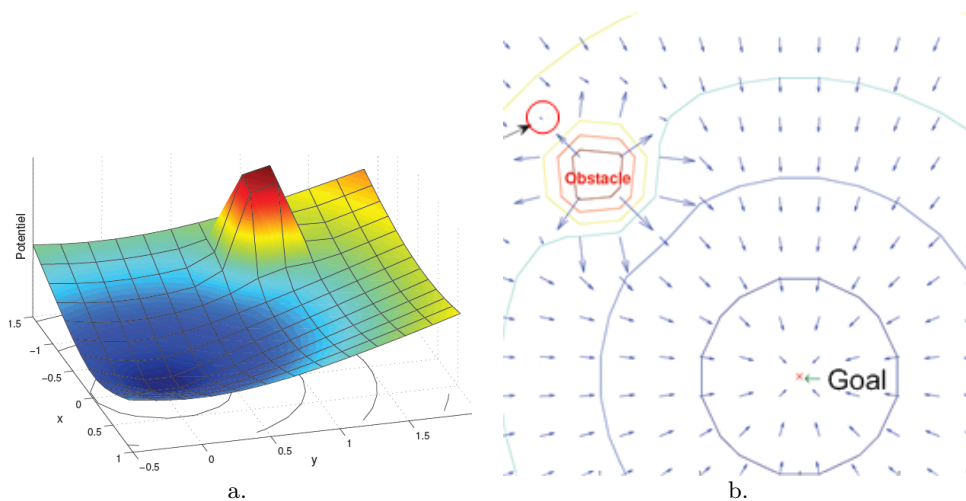


FIGURE 3.15 – Principe de la méthode des potentiels proposée par *Khatib* [43] : a. le pic de la surface de potentiel indique l'existence d'un obstacle b. Les forces attractives ramènent le robot vers sa configuration finale tandis que les forces répulsives l'éloignent de l'obstacle.

Les méthodes heuristiques ramènent le problème de planification de mouvement à un problème d'optimisation sous contrainte. En effet, elles reposent sur la définition d'une fonction de coût guidant le robot vers sa configuration finale désirée. la méthode heuristique la plus connue est celle des potentiels, proposée par *Khatib* [43] pour représenter un espace avec ou sans collisions (voir figure 3.15.a). Cette méthode a pour but de minimiser la distance entre le robot et sa configuration finale par application de forces attractives le poussant vers sa destination. Comme illustré dans la figure 3.15.b, l'évitement des obstacles se fait par applications de forces répulsives. Les méthodes heuristiques sont des méthodes locales car elles sont applicables pour des configurations proches à cause des minima locaux de la fonction de coût.

Les méthodes par échantillonnage simplifient l'espace des configurations en choisissant un nombre fini de configurations pour le représenter. L'espace des configurations approché est alors un ensemble de points de CS . Le but de l'algorithme de planification est alors de déterminer comment ces points peuvent être reliés. Cela mènera à l'obtention d'un graphe¹ dont les nœuds seront des configurations de CS_{free} et les arêtes seront des chemins dans ce sous-espace. Le choix de la technique d'échantillonnage est critique et influe directement la façon dont se développe le graphe.

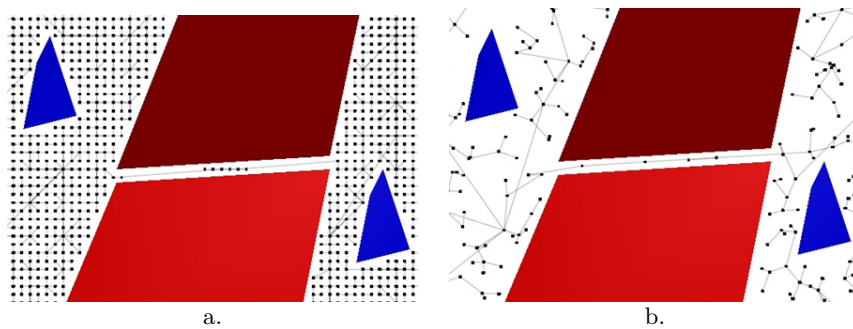


FIGURE 3.16 – Les deux familles de techniques d'échantillonnage : a. Les échantillonnages déterministes b. Les échantillonnages probabilistes.

LaValle et al. [120] ont identifiés deux familles de techniques d'échantillonnage : les échantillonnages déterministes et les échantillonnages probabilistes. La première famille est basée sur un échantillonnage uniforme de CS (voir figure 3.15.a). Le calcul de suites de points dans \mathbb{R}^d est simple. Cependant, l'échantillonnage est moins évident pour d'autres espaces topologiques comme en robotique. Quant aux méthodes probabilistes, elles échantillonnent l'espace des configurations à l'aide de tirages aléatoires. Ces méthodes sont référencées dans la littérature sous le nom PRM (Probabilistic Roadmap Method) par *Kavraki et al.* [47] et sous le nom PPP (Probabilistic Path Planner) par *Overmars et al.* [121]. Les méthodes probabilistes sont dites *complètes en probabilité*, car la probabilité qu'elles trouvent une solution, s'il en existe, tend vers 1 avec le nombre de points tirés. Contrairement aux méthodes déterministes, leur grand avantage est l'efficacité à résoudre des problèmes liés à un grand nombre de degrés de liberté.

Les méthodes probabilistes de planification de mouvement comportent généralement trois phases : la construction du graphe, la recherche d'un chemin dans le graphe et enfin l'optimisation de ce chemin.

La première étape concerne la construction d'un graphe dont les nœuds sont des configurations de CS_{free} et les arêtes des chemins réalisables dans CS_{free} . Toute configuration libre doit être facilement connectée à un des nœuds du graphe. Ce graphe doit capturer le

1. un graphe est un ensemble de nœuds dont certains sont connectés entre eux par des arcs ou arêtes. Les arêtes traduisant l'existence d'une relation entre les nœuds qu'elles connectent.

mieux possible la connexité de CS_{free} en associant à chaque composante connexe de CS_{free} une composante connexe du graphe. Ainsi, pour chaque configuration de CS tirée au hasard, une étude de collision doit être faite afin de détecter si elle appartient à CS_{free} . On cherche ensuite à connecter les nœuds selon une trajectoire sans collision. La construction du graphe s'achève, par exemple, si celui-ci contient un nombre donné de nœuds.

La recherche d'un chemin dans le graphe consiste à trouver la suite de nœuds et d'arêtes à suivre, formant le chemin dans CS_{free} , qui permet de relier les configurations initiale et finale. Ces configurations doivent être initialement connectées dans le graphe. La nature du chemin à emprunter dépend du critère imposé à la planification. En effet, le choix du chemin le plus court est possible via l'attribution d'un coût à la longueur des arêtes du graphe. Les algorithmes de recherche de chemin dans un graphe les plus utilisés sont l'algorithme de *Dijkstra* [122] et A^* [123]. Le premier algorithme trouve le chemin le plus court dans le graphe. Cependant, les temps de calculs sont très importants. Quant à l'algorithme A^* [123], il est réputé par la rapidité de calcul et de recherche de chemin qui n'est pas toujours optimal.

Compte tenu des tirages aléatoires effectués lors de la construction du graphe, le chemin obtenu à ce stade est généralement long. La phase d'optimisation consiste alors à lisser le chemin afin d'obtenir une trajectoire plus courte. *Laumond et al.* [44] ont proposé une méthode de lissage qui consiste à tirer aléatoirement deux configurations sur le chemin et ensuite les relier directement (voir figure 3.17). Le critère d'arrêt de cette étape de lissage peut être basé, par exemple, sur le nombre d'itérations ou bien sur un seuil de raccourcissement du chemin à optimiser.

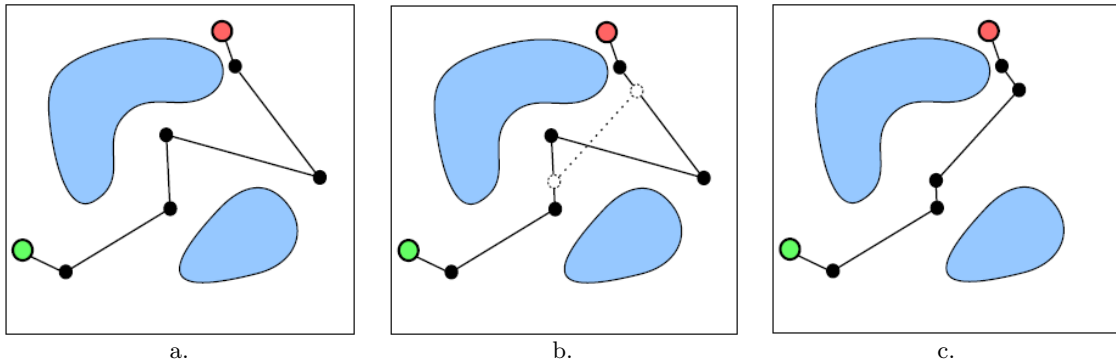


FIGURE 3.17 – Optimisation du chemin par tirages aléatoires *Laumond et al.* [44] : a. Chemin initial b. Tirage aléatoire de deux configurations sur le chemin c. Raccourcissement du chemin par connexion des deux configurations intermédiaires.

3.3.4.3 Détecteur de collision

La recherche d'un chemin nécessite d'abord la caractérisation de l'espace des configuration CS en identifiant les trois sous-espaces qui le forment, à savoir, CS_{free} , $CS_{collision}$ et $CS_{contact}$. Le détecteur de collision permet d'étudier l'appartenance d'une configuration don-

née à l'un de ces sous-espaces. *Ericson* [124] a publié un livre qui fournit des outils et des techniques nécessaires à la mise en œuvre de détecteurs de collisions dans des environnements dynamiques pour des applications telles que les jeux, les applications de réalité virtuelle et les simulateurs physiques.

Pour les scènes complexes, la détection des collisions peut être décomposée en deux phases : une phase de détection grossière et une phase plus fine. Cette approche nécessite des approximations importantes des formes des différentes composantes de l'espace de travail. En outre, les objets complexes sont approximatés à de plus simples formes. Comme illustré dans la figure 3.18, il existe plusieurs approximations possibles de la forme de l'objet. Le volume englobant interfère directement sur la complexité de calcul et la précision. Le cas le plus simple est de l'assimiler à une sphère. Cette solution, inadaptée pour des formes allongées, rallonge le chemin de contournement de l'obstacle. L'approximation la plus proche de la forme réelle de l'objet est celle utilisant un polyèdre. Cependant, la complexité du volume englobant croît avec la complexité de l'objet.

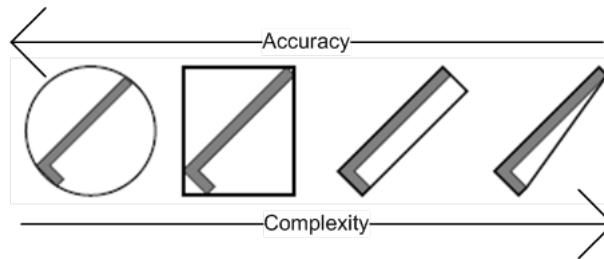


FIGURE 3.18 – Approximation de la forme d'un objet par son volume englobant (de la gauche vers la droite) : une sphère, une boîte englobante à axes alignés (AABB), une boîte englobante orientée (OBB) et un polyèdre.

L'approximation en boîtes englobantes orientées (OBBs) offre un bon compromis entre la précision et la complexité. Le détecteur de collision vérifie s'il y a intersection entre les OBBs. *Gottschalk et al.* [45] et plus tard *Eberly* [46] ont formulé le problème d'intersection des OBBs. L'algorithme proposé est basé sur le théorème des axes de séparation : *étant donné deux formes convexes, il existe une ligne sur laquelle leurs projections seront séparées si et seulement si elles ne s'intersectent pas.* Une illustration de ce théorème est donnée par la figure 3.19. Une collision n'existe pas lorsque la relation suivante est vérifiée :

$$R > R_0 + R_1 \quad (3.9)$$

3.3.4.4 Méthode proposée pour la planification de trajectoire

Dans la section 3.3.4.2, nous avons présenté les trois principales familles de méthodes. Les approches exactes sont applicables pour des systèmes à nombre réduit de degrés de liberté

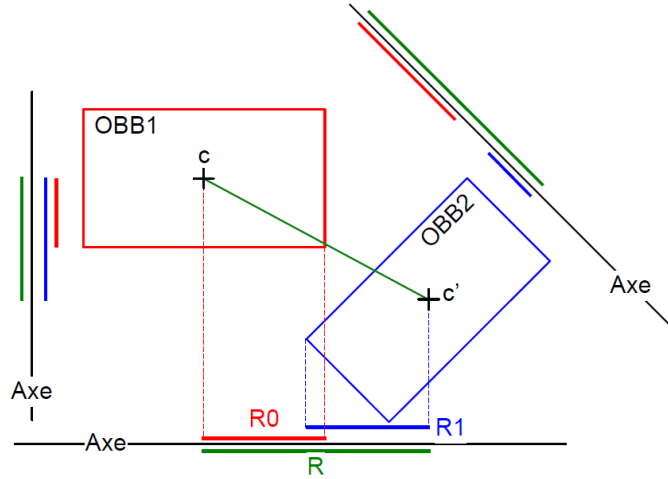


FIGURE 3.19 – Illustration du théorème de séparation appliqué à des OBBs.

ce qui constitue une limitation majeure. Dans notre cas, le système de positionnement possède 7 degrés de liberté. Par conséquent, cette première catégorie de méthodes est inadaptée à notre système. Pour des systèmes à de nombreux degrés de liberté. La deuxième famille de méthodes regroupe les approches heuristiques. Ce sont des méthodes locales car elles sont applicables pour des configurations proches à cause des minima locaux de la fonction de coût. Cependant, notre application exige une exploration de la forme 3D d'un objet inconnu, et par conséquent, les déplacements générés couvrent tout l'espace de travail. Ainsi, les méthodes heuristiques ne répondent pas aux exigences de notre application. La dernière catégorie correspond aux méthodes par échantillonnage. Ces méthodes sont connues pour leur efficacité à résoudre des problèmes liés à un grand nombre de degrés de liberté et sont donc les plus adaptées à notre application.

Nous avons également introduit la modélisation en boîtes englobantes orientées (OBB) [45] [46] pour la détection des collisions qui peuvent se produire lors des déplacements du système robotique (voir section 3.3.4.3). Cette technique est adaptée aux systèmes robotiques à nombreux degrés de liberté et offre un bon compromis entre la précision et la complexité. Le graphe est construit en utilisant la méthode probabiliste de *Kavraki et al.* [47] (voir figure 3.20.b). A chaque itération de l'algorithme, une configuration est tirée au hasard, puis sa validité est testée à l'aide du détecteur de collision. Si cette configuration appartient à CS_{free} , elle constitue un nouveau nœud du graphe et sera connectée à un des autres nœuds du graphe. Le chemin permettant de lier deux positions dans l'espace métrique P_{Start} et P_{end} , auxquelles sont associées respectivement les configurations q_{Start} et q_{end} , est déterminé par la méthode A^* [123]. Nous avons fait le choix d'accorder plus d'importance au temps de calcul du chemin. C'est pourquoi nous omettons la phase d'optimisation.

La méthode de planification de trajectoire développée est illustrée dans la figure 3.21. Dans un premier temps, une trajectoire directe est générée par interpolation linéaire dans

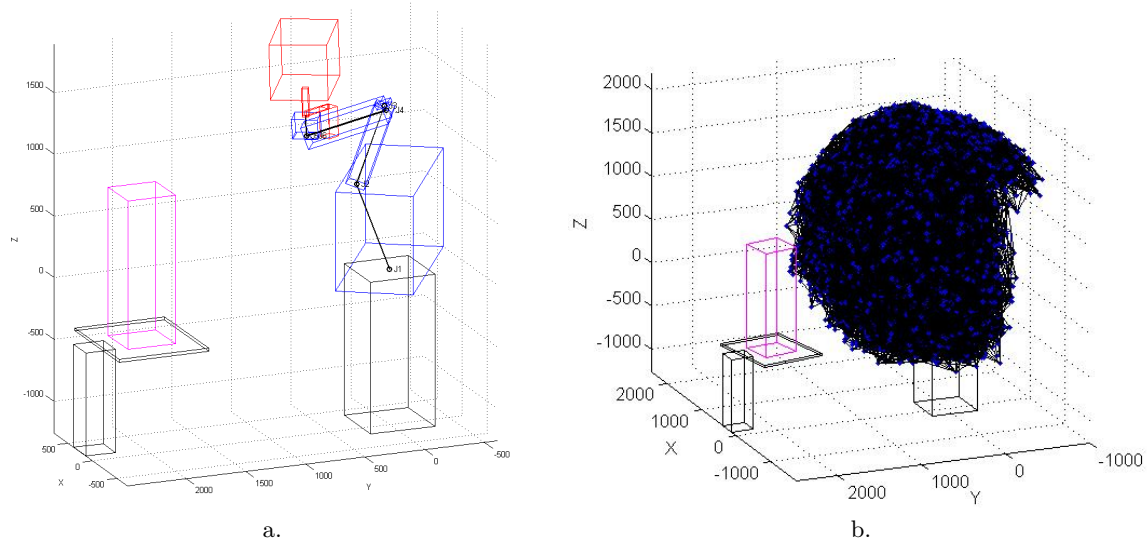


FIGURE 3.20 – Planification de mouvement : a. Modélisation de la cellule en boîtes englobantes orientées (OBB) [45] [46] b. Construction du graphe par la méthode de *Kavraki et al.* [47].

l'espace de configuration entre q_{start} et q_{end} . Dans un second temps, cette trajectoire est échantillonnée régulièrement et est ensuite évaluée en vérifiant l'absence de collisions. Le cas échéant, le chemin calculé est retenu. En revanche, s'il existe une ou plusieurs collisions, un nouveau chemin est recherché par la méthode A^* . Dans le cas où une trajectoire est trouvée, celle-ci est validée et adoptée pour le mouvement du robot. Si aucune solution n'est trouvée, le planificateur de mouvement renvoie une erreur au planificateur de vue sollicitant la génération d'une autre pose (voir figure 3.1).

3.3.5 Acquisition

L'étape d'acquisition permet de capturer, à partir du modèle physique de l'objet, des données 3D sous forme de nuages de points. Cette représentation des données n'est pas propre à un scanner particulier. Le procédé de numérisation reste générique car son fonctionnement ne dépend pas de la technologie de mesure utilisée. En effet, dans notre application nous utilisons un scanner à projection de franges. Ce capteur peut être remplacé, par exemple, par un scanner laser ligne combiné avec un dispositif de balayage.

3.3.6 Post-traitement

Une fois l'acquisition effectuée, certaines opérations de traitement doivent être appliquées sur les données acquises. L'objectif de cette phase est d'améliorer la qualité des données qui serviront, après recalage et fusion avec les données précédemment acquises, pour la planification de vues. Nous distinguons deux phases de traitements : les traitements sur le nuage de points et les traitements de la surface.

Les données brutes ne peuvent pas être exploitées directement à cause du bruit de mesure

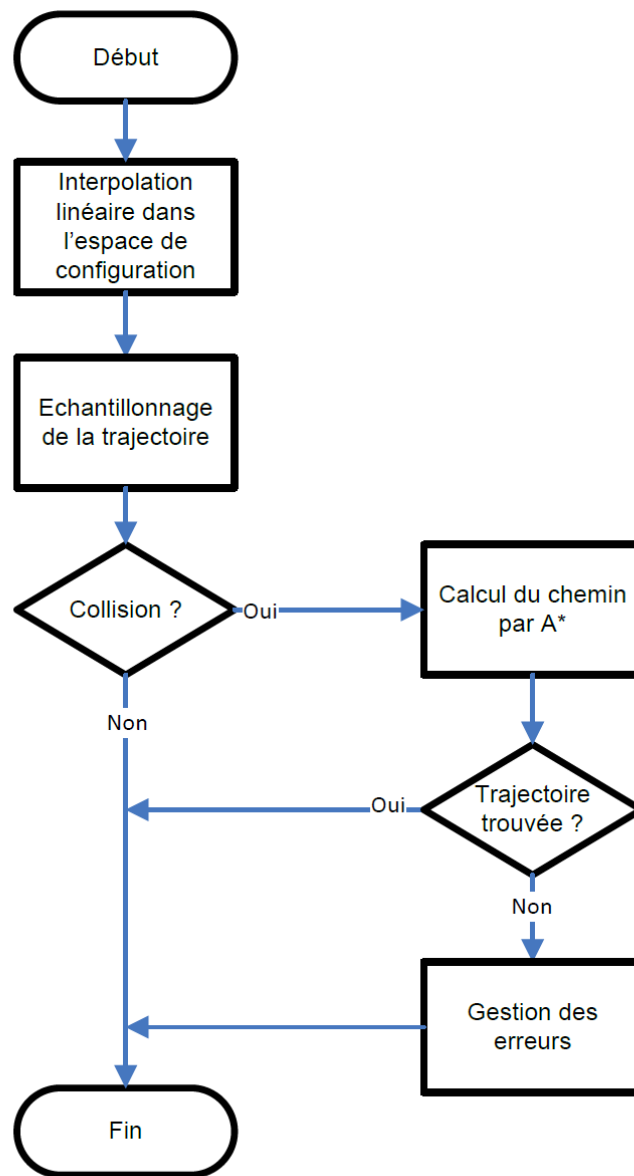


FIGURE 3.21 – Synoptique pour la planification de mouvement.

et des acquisitions multiples. Les artefacts présents dans le nuage de points dépendent du système d'acquisition et de la stratégie de numérisation. De nombreux traitements de filtrage peuvent être appliqués tels que le filtrage de bruit et le filtrage de la redondance. Le premier type consiste à supprimer les points qui n'ont aucune signification réelle (voir figure 3.22). Ces points aberrants apparaissent généralement sur les bords. Le choix de la technique à appliquer est critique car elle intervient dans le rendu 3D final. Un filtre moyennneur atténue le bruit par moyennage local en chaque sommet [125]. Ce type de filtre ne fait aucune distinction entre ce qui est réellement du bruit et ce qui correspond aux fins détails du relief de la surface. Ainsi la suppression des données considérées comme bruit entraîne souvent une perte des détails géométriques, qui se traduit par un aplatissement des creux et des bosses ou un arrondisse-

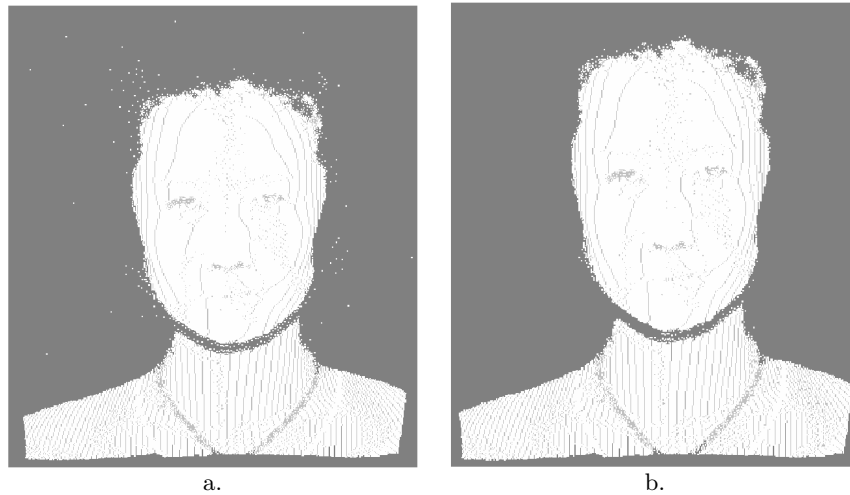


FIGURE 3.22 – Filtrage de bruit dans un nuage de points : a. Avant filtrage b. Après filtrage.

ment des arêtes saillantes. D'autres types de filtres peuvent également être appliqués tels que le filtre médian [126], etc. Les algorithmes de filtrage les plus évolués sont ceux dit *adaptatifs* [127] car ils tiennent compte des caractéristiques locales de la surface par analyse de voisinage afin d'identifier des zones de reliefs. Ainsi, les pondérations du filtre sont ajustées en fonction d'une analyse locale de la surface de manière à en préserver ses caractéristiques géométriques.

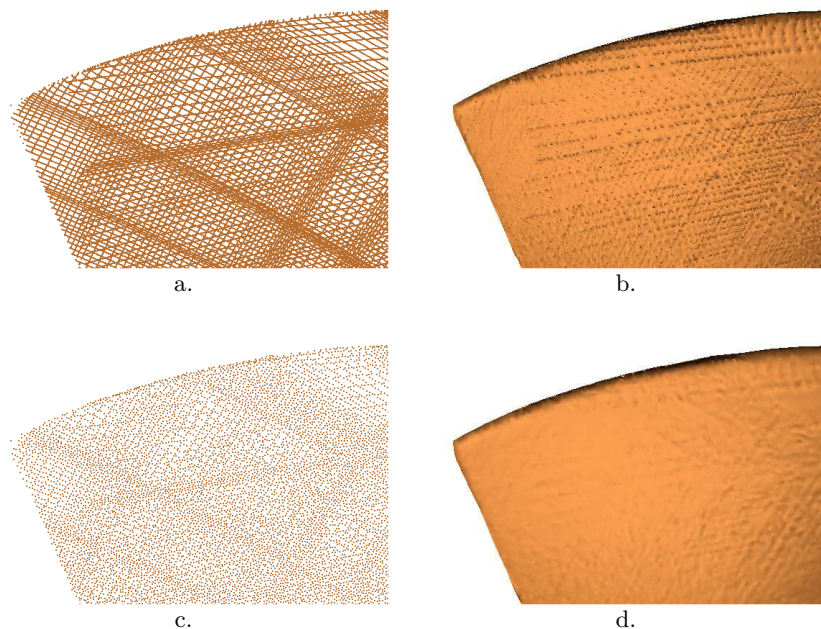


FIGURE 3.23 – Filtrage de redondance : a. Nuage de point brut b. Nuage de point maillé c. Nuage de point filtré d. Nuage de point maillé après filtrage.

La numérisation de la forme complète d'un objet nécessite de multiples acquisitions ce qui multiplie les zones de recouvrement. Ainsi, le nuage de points résultant est caractérisé par

une forte redondance, ce qui nous ramène vers le deuxième type de filtrage qui est le filtrage de redondance (voir figure 3.23). Cette opération consiste à homogénéiser le nuage de point initial qui est dense et hétérogène. Le principe est de supprimer les points adjacents qui sont à une distance inférieure à la distance moyenne entre tous les points. Comme illustré dans la figure 3.23, la redondance induit généralement un bruit de mesure et entraîne d'importantes erreurs lors de la triangulation des données acquises et par conséquent lors de la fusion des différentes acquisitions (détaillée dans la section 3.3.7).

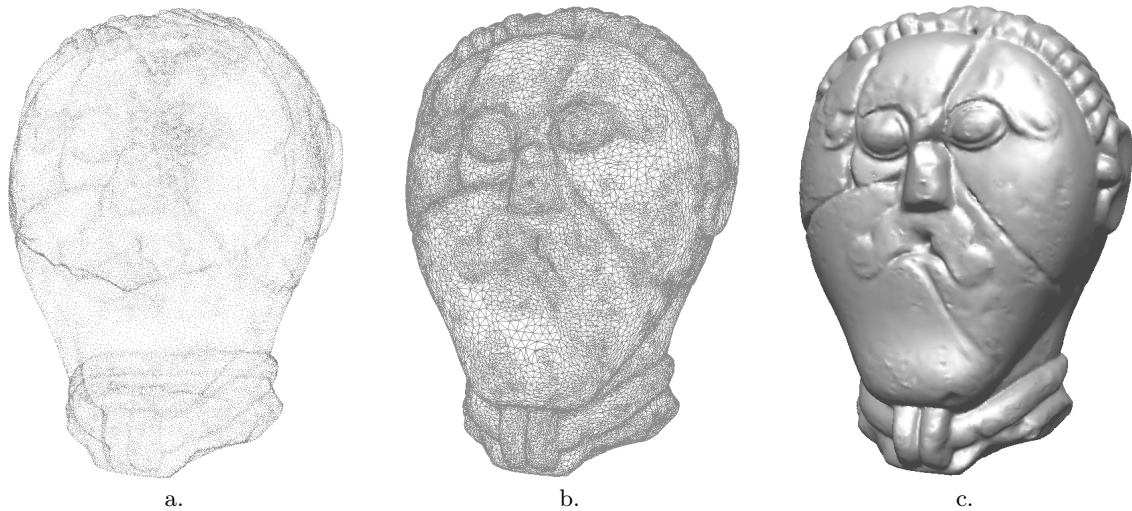


FIGURE 3.24 – Triangulation : a. Nuage de points b. Maillage c. Modèle 3D final.

Les opérations de filtrage précédemment citées permettent d'obtenir un nuage de points net et exploitable pour la reconstruction de surface. Comme illustré dans la figure 3.24, ce nuage de points est utilisé pour créer un maillage en reliant les différents points du modèle. Deux types de triangulation peuvent être différenciés : la triangulation 2D et la triangulation 3D. La première technique consiste à projeter le nuage de points 3D sur un plan 2D suivant la direction de la prise de vue. La triangulation 2D de *Delaunay* est ensuite appliquée [128]. Cette triangulation n'est utilisée que pour des prises de vues uniques et non sur un nuage de points complet. En revanche, la triangulation 3D est utilisée pour la génération du maillage d'un ensemble de vues. Elle nécessite généralement un nuage de points dense et homogène. Celle-ci est basée sur une représentation volumique des données (voxélisation). L'algorithme *Marching Cubes* [129], par exemple, fait un inventaire des configurations possibles de chaque voxel. Ceci induit l'existence d'une fonction assurant la caractérisation de chaque cube. Une première triangulation est déduite et est ensuite affinée par réduction de la taille des voxels ce qui permet d'obtenir un maillage de plus en plus fin.

La triangulation peut se faire au cours ou à la fin du processus de numérisation. Généralement, cette étape est liée à la méthode de planification de vue utilisée (extraction des attributs de surface tels que les normales des facettes) ainsi qu'à l'application finale souhaitée (mesures de déviations par exemple).

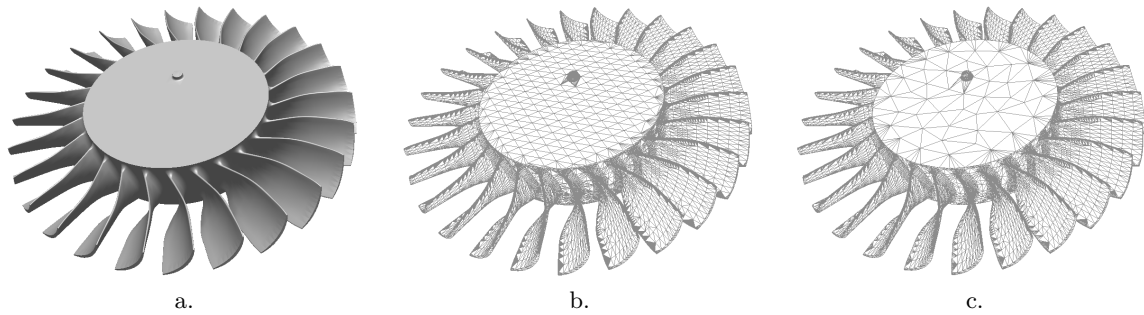


FIGURE 3.25 – Décimation des données 3D : a. Objet à décimer b. Maillage avant décimation c. Maillage décimé à 30%.

Bien que le nuage de points utilisé soit "*propre*", la phase de triangulation ne garantit pas la reconstruction d'un maillage sans artéfacts. En effet, des facettes anormales (facettes croisées, facettes redondantes, facettes allongées, etc.) sont très fréquemment créées [130]. Ainsi une étape de nettoyage est nécessaire pour corriger ces défauts de triangulation. La suppression des facettes anormales se fait selon différents critères généralement liés aux caractéristiques du maillage souhaité [130] (longueur des arêtes, orientation des facettes, aire des facettes, etc.).

Afin de réduire la taille des données, une opération de décimation peut être appliquée. Deux techniques de décimation existent : la décimation régulière et celle selon la courbure [130]. La première technique est basée sur un échantillonnage régulier du nuage point. Ce type de décimation est adapté aux objets simples. La deuxième technique est applicable aux objets plus complexes. En effet, les points appartenant à une région à haute courbure sont moins décimés que les points des régions plates, nécessitant moins de détail (voir figure 3.25).

Les tâches ci-dessus sont répétées après chaque acquisition jusqu'à ce que le procédé générique détermine que le modèle est complet. Plusieurs opérations sont ensuite effectuées sur l'ensemble des données acquises, indiquées dans le procédés générique 3.1 par *Post-traitement du modèle*, telles que le maillage, le remplissage des trous, le lissage, etc., afin de fournir un modèle final et complet de l'objet numérisé.

3.3.7 Recalage et fusion des données

La signalisation de la fin du processus de numérisation passe par la vérification du taux de complétude du modèle reconstruit. Pour ce faire, les données précédemment acquises doivent être fusionnées avec celles nouvellement acquises afin de reconstruire un modèle intermédiaire qui servira à la planification de vue suivante dans le cas où ce dernier est incomplet. La fusion des acquisitions se fait en deux étapes : un recalage grossier puis un recalage fin (voir figure 3.26). Le recalage grossier est réalisé en utilisant le modèle du système de positionnement, ici le modèle du système robotique, et a pour but d'assurer un pré-alignement des différentes

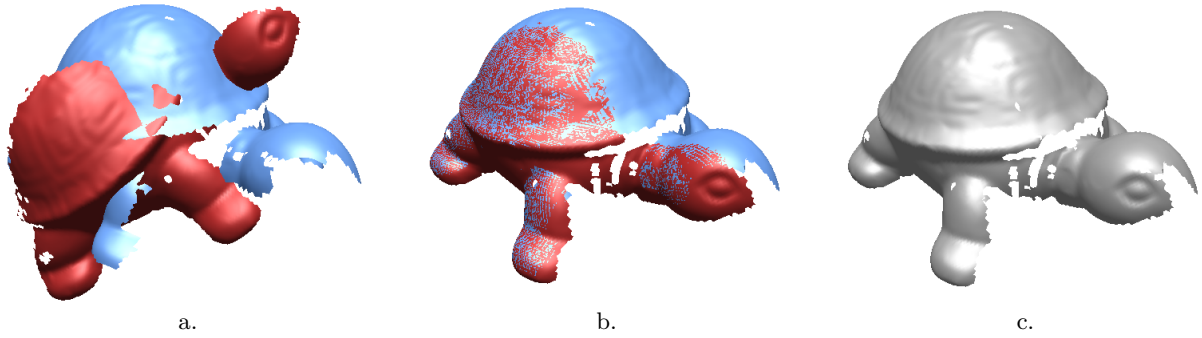


FIGURE 3.26 – Recalage et fusion des vues successives : a. Deux acquisitions successives b. Recalage grossier basé sur le modèle du système de positionnement c. Recalage fin et fusion par ICP.

parties acquises les unes par rapport aux autres. Un recalage fin, utilisant un algorithme de type *ICP* [131], est ensuite appliqué pour fusionner l'ensemble des données. Nous rappelons que recalage basé sur le modèle du positionneur est dit grossier à cause de l'erreur globale de positionnement du système robotique qui est de 0.1 mm .

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la conception d'un procédé générique pour la numérisation 3D automatique et intelligente d'objets inconnus. Ce procédé gère d'une manière indépendante les échanges entre ses différentes composantes, en vérifiant la bonne réalisation de la tâche affectée à chacun de ses blocs et en contrôlant l'avancement du processus de numérisation après chaque nouvelle acquisition. Ce synoptique assure une indépendance totale entre le modèle résultant et l'expertise de l'opérateur, qui n'intervient que pour poser l'objet et enclencher l'exécution du procédé. L'intelligence de la solution proposée est étroitement liée à la stratégie de planification de vue utilisée. Nous avons également présenté un cas pratique d'utilisation de ce procédé pour une cellule de numérisation robotisée. Nous avons montré que le procédé n'est pas contraint par les outils utilisés (systèmes de positionnement et scanners) ce qui confirme l'aspect générique de notre démarche de numérisation automatique.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons les méthodes de planification de la NBV développées au cours de cette thèse. Celles-ci permettent de définir itérativement le prochain emplacement du capteur afin d'acquérir les données permettant d'enrichir le modèle 3D de l'objet d'intérêt.

Chapitre 4

Planification de vues automatique et intelligente : techniques et résultats

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté notre proposition d'un procédé de numérisation 3D automatique et intelligente. L'aspect automatique résulte de l'enchaînement dynamique des différentes étapes de ce processus et de l'absence de l'intervention humaine. L'intelligence du procédé est conditionnée par l'adaptabilité de la stratégie de numérisation à la forme 3D de l'objet à numériser. Ainsi, cette propriété d'intelligence est assurée par la composante de planification de vue.

Afin de bien évaluer le comportement des algorithmes de planification de vues, il est essentiel de définir les caractéristiques de nos objets tests. Nous commencerons tout d'abord par définir la complexité d'une forme 3D grâce à un bref aperçu bibliographique. Nous exposerons ensuite la définition de la complexité que nous adopterons dans notre analyse et définirons les différentes classes qui en résultent. Nous présenterons, enfin, les différentes méthodes de planification de vues développées.

4.2 Qu'est ce qu'un objet complexe ?

"La complexité est un mot-problème, le problème étant que notre connaissance ne nous permet pas de l'apprivoiser." Edgar Morin [132]

En se référant à sa définition littéraire, la complexité *est le caractère de ce qui est complexe, qui comporte des éléments divers qu'il est difficile de démêler.*¹. D'une manière générale, la complexité est un défi à la connaissance. Qualifier quelque chose de complexe revient à révéler l'embarras à le décrire d'une façon claire et précise. Une grande complexité est synonyme

1. <http://www.larousse.fr/dictionnaires/francais>

de manque de compréhension et d'une incapacité d'interprétation. Définir la notion de complexité revient à bien cerner la notion opposée qui est la simplicité. Selon *Sukumar et al.* [48], il existe trois catégories de complexité : perceptuelle, algorithmique et statistique.

La première définition de la complexité est basée sur l'intuition que l'on peut avoir de la perception d'un objet. *Attneave* [133] [134] définit les objets complexes comme ceux difficiles à mémoriser et à identifier. La complexité d'un objet est ainsi liée à la difficulté de sa description et de son analyse. Ainsi, sa définition connaît des nuances importantes selon différents domaines. *Attneave* [133] a étudié la complexité perceptuelle de courbes et a listé des déterminants physiques de la complexité de formes en 2D. Il décrit ce concept en fonction de la variation angulaire, la symétrie, la courbure, etc. Son étude a révélé la relation entre la complexité jugée et le contenu informationnel et a conclu que certains aspects de la complexité perceptuelle sont étroitement liés à la théorie de l'information de *Shannon* [80]. Selon *Heaps* [135], la complexité peut être évaluée en fonction de plusieurs variables liées essentiellement à la connectivité des composantes dans l'image, à la profondeur, à l'orientation et à la texture. Récemment, *Oliva and Torralba* [136] définissent la complexité des scènes 2D comme une combinaison de six critères : l'hétérogénéité, la symétrie, l'ouverture, l'organisation, la quantité d'objets et la variété des couleurs. Ces définitions sont également applicables aux formes 3D.

D'un point de vue algorithmique, la complexité d'un objet n'est pas liée à sa perception mais plutôt à sa modélisation. Plusieurs mesures de complexité algorithmique de formes 3D existent dans la littérature. *Rossignac* [137] en dégage cinq principales catégories :

- La complexité algébrique mesure le degré des polynômes nécessaires pour représenter exactement la même surface [138] [139] [140].
- La complexité topologique est définie par l'existence de multiples singularités et de trous dans l'objet [141] [142].
- La complexité morphologique est liée au degré de lissage de l'objet, à la régularité de sa surface et à la taille de ses primitives les plus représentatives [143] [144] [145].
- La complexité combinatoire est définie par le nombre de sommets dans le maillage [146] [147].
- La complexité représentative est fonction de la facilité d'utilisation du modèle 3D, et de sa taille [148].

D'un point de vue statistique, la mesure de complexité dérive principalement de la théorie de l'information [80] dans la mesure où l'on considère qu'un objet est d'autant plus complexe qu'il faut beaucoup d'informations pour le décrire, ou autrement dit, qu'un objet contient d'autant plus d'informations que sa description est fondamentalement longue.

Cette kyrielle de définitions de la complexité prouvent que ce concept dépend fortement de l'application visée et de l'utilisateur. Par exemple, un informaticien et un métrologue n'ont pas la même interprétation de la complexité d'une forme 3D. Dans une application de numé-

risation 3D, la complexité est, généralement, d'ordre géométrique. En effet, un objet est jugé complexe lorsqu'il contient beaucoup de détails, des trous, des parties occultées, etc. De plus, la complexité peut être liée à la géométrie de l'objet ou au processus de numérisation (quand les spécifications du capteur ne permettent pas d'assurer une numérisation aisée de l'objet). Ainsi, la complexité en numérisation 3D peut être considérée comme une combinaison des complexités perceptive et statistique. La première définition est liée à la perception car elle dérive de l'expérience de l'opérateur. Quant à la deuxième définition, c'est elle qui permet de quantifier le degré de complexité attribué par l'opérateur.

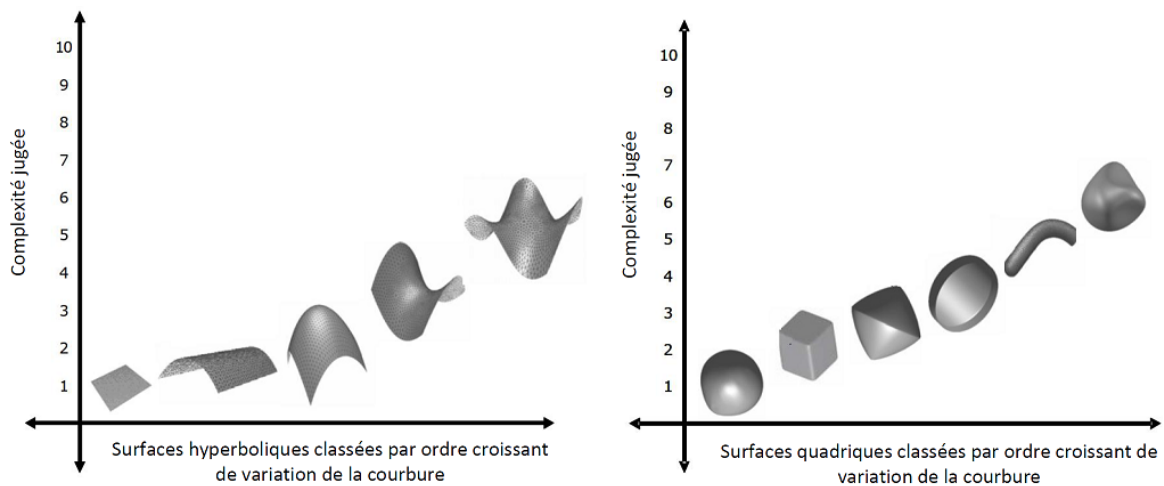


FIGURE 4.1 – Influence de la courbure sur la complexité *Sukumar et al.* [48].

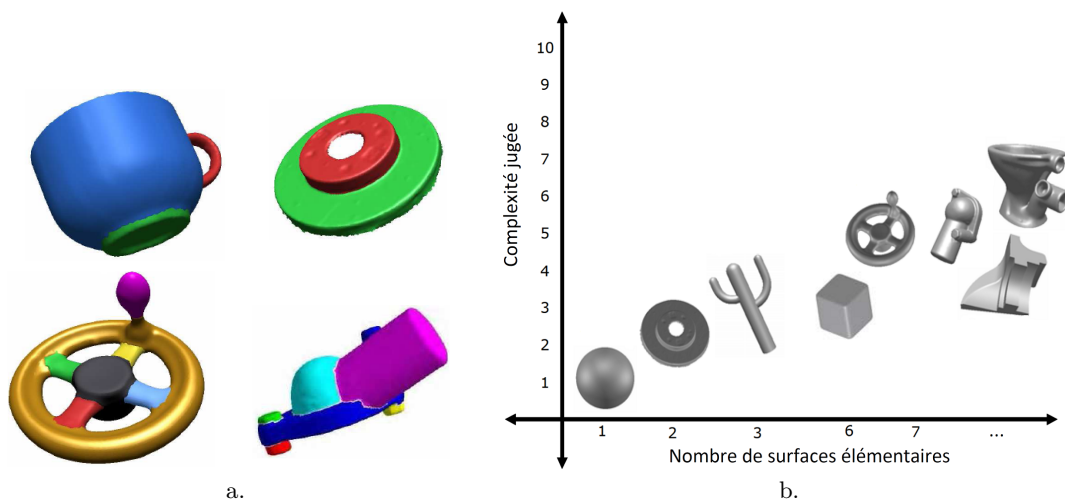


FIGURE 4.2 – Influence du nombre de parties de l'objet sur la complexité : a. Décomposition en surfaces élémentaires selon *Sukumar et al.* [49] b. Le degré de complexité est proportionnel au nombre de surfaces élémentaires de l'objet.

Sukumar et al. [48] ont proposé une méthode de classification d'objets 3D qui regroupe les deux définitions précédemment citées. Des tests psychophysiques ont montré que la com-

plexité perçue est directement liée à la variation de la courbure. Comme illustré dans la figure 4.1, une forte variation de la courbure génère un ressenti de complexité accrue. Il a été également démontré que la complexité d'un objet est proportionnelle au nombre de surfaces élémentaires qui le forment (voir figure 4.2).

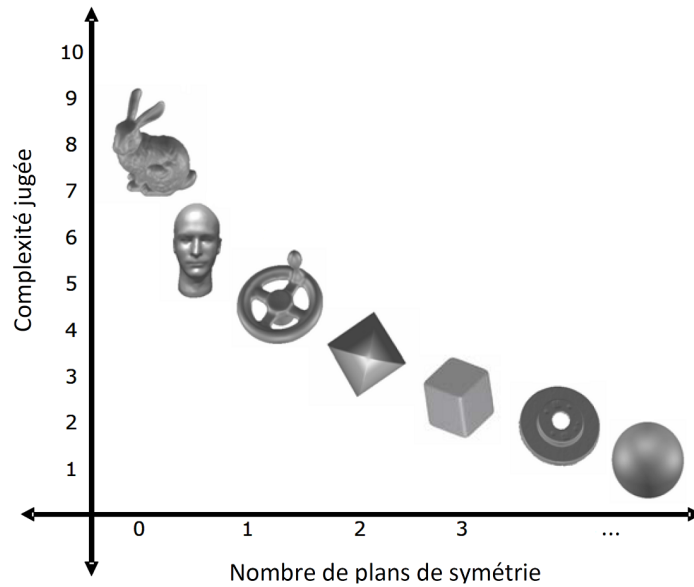


FIGURE 4.3 – La complexité est inversement proportionnelle au nombre de plans de symétrie de l'objet [48].

Sukumar et al. [48] ont également étudié l'effet de la symétrie des objets sur la complexité de leurs formes et ont montré que cette dernière est inversement proportionnelle à l'indicateur de symétrie. Comme le montre la figure 4.3, les objets possédant de nombreux plans de symétrie, tels que la sphère, sont les moins complexes.

En se référant à la courbure, la symétrie et le nombre de parties élémentaires, et en intégrant d'autres critères supplémentaires tels que le nombre de trous, les détails fins et la saillance, *Sukumar et al.* [48] identifient trois niveaux de complexité :

- Un objet est dit *simple* lorsqu'il est constitué d'un nombre réduit de surfaces élémentaires, il est caractérisé par une faible variation de la courbure et il possède de nombreux plans de symétrie.
- Un objet est dit *moyennement complexe* lorsqu'il possède peu de plans de symétrie et comporte un nombre important de trous et de surfaces élémentaires.
- Un objet est dit *complexe* lorsqu'il possède très peu de symétries, il est caractérisé par une importante variation de la courbure et il comporte beaucoup de détails fins.

La formulation analytique de cette mesure de la complexité est basée sur une estimation de la courbure k_i en chaque sommet s_i du maillage par la méthode de *Gauss-Bonnet* [149] [150]. Cette méthode utilise les triangles adjacents à s_i pour estimer la courbure en ce sommet

selon l'équation suivante :

$$k_i = \frac{3(2\pi - \sum_{j=1}^{nv_i} \alpha_j)}{A} \quad (4.1)$$

où nv_i , α_j et A sont respectivement le nombre de sommets adjacents à s_i , l'angle entre deux arêtes successives qui s'intersectent en s_i et l'aire totale des triangles adjacents autour de s_i .

Le score de complexité de l'objet SCM est calculé par normalisation de l'entropie de Shannon selon l'équation suivante :

$$SCM = - \sum_{l=1}^n \hat{p}_l \log_n(\hat{p}_l) \quad (4.2)$$

où :

- n est le nombre de sommet dans le maillage.
- $\hat{p}_l = \hat{p}(k_l) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n G(\frac{k_l - k_i}{h})$ est l'estimation de la densité de courbure au sommet s_i avec
- h est la largeur de bande.
- $G(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}}$ est une gaussienne.

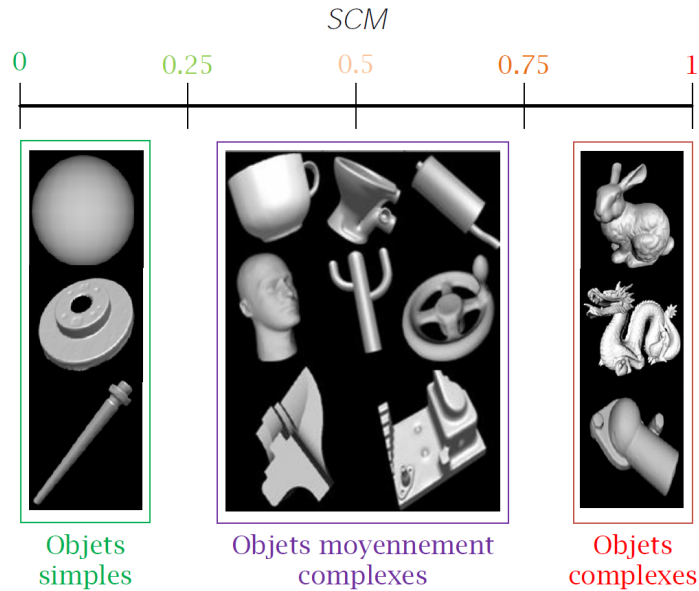


FIGURE 4.4 – Identification de trois classes de complexité [48].

La figure 4.4 illustre les trois classes d'objets identifiées par calcul du score de complexité pour 14 objets (voir figure 4.6). Les statistiques ont montré que SCM permet une classification proche à 90% de la classification obtenue suite aux tests psychophysiques sur une population de 300 participants amenés à classer ces objets selon la courbure, le nombre de

parties élémentaires et la symétrie de la forme.

On observe que la définition de la complexité apportée par *Sukumar et al.* [48] est proche de notre perception de la complexité dans le contexte de la numérisation 3D. En effet, un objet est dit simple lorsqu'il est lisse et ne présente pas de saillances (arêtes vives ou fortes courbures). A contrario, un objet apparaît comme complexe quand il est caractérisé par de nombreuses zones de forte courbure qui nécessitent de nombreuses acquisitions. La complexité d'un objet croît également avec le nombre de parties élémentaires le formant qui est souvent synonyme de présence de parties concaves dans le modèle. Certaines parties de l'objet peuvent donc être occultées. L'acquisition de ces données est ainsi contrainte par le manque de visibilité et nécessite une adaptation de la stratégie de numérisation.

Afin d'identifier la tendance générale de la perception de la complexité, nous avons mené une enquête à la manière de *Sukumar et al.* [48] consistant à classer les objets présentés dans la figure 4.4 par complexité croissante. La population ayant participé à cette étude est composée de 160 personnes travaillant essentiellement dans le domaine de la vision. La classification obtenue, présentée dans la figure 4.5, est en accord à 95 % avec celle obtenue par la méthode de *Sukumar et al.* [48]. La conformité des résultats obtenus nous permet d'adopter cette classification d'objets.

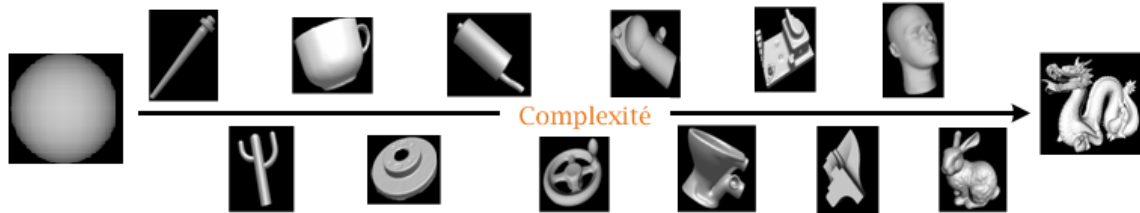


FIGURE 4.5 – Résultat de l'enquête de classification des objets de *Sukumar et al.* [48] selon la complexité de leurs formes.

Nous utiliserons la base de données présentée dans la figure 4.6, dont les caractéristiques sont données dans le tableau 4.1, pour la validation théorique de nos approches de planification de vue. La validation expérimentale se fera sur plusieurs objets réels couvrant les trois principales classes d'objets identifiées par *Sukumar et al.* [48].

4.3 Méthodes proposées

Cette section constitue un élément de réponse à la section 3.2.2.1. Nous rappelons que le but est de générer, en ligne, une pose théorique du scanner pour l'acquisition suivante. Cette pose est calculée d'une façon itérative à partir des données précédemment acquises sans intégration des limitations physiques du système de numérisation. Des opérations d'adaptation seront ensuite appliquées afin de définir la pose pratique exploitable pour la planification de

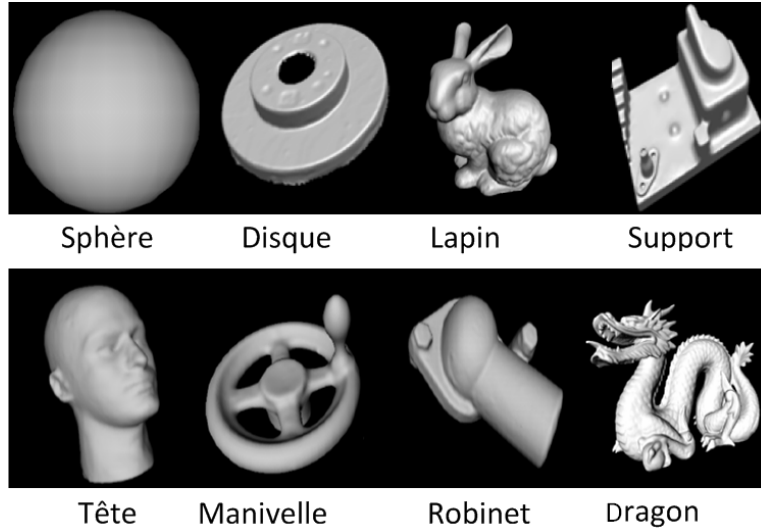


FIGURE 4.6 – Quelques objets tests [50] utilisés par *Sukumar et al.* [48].

Objet \ Caractéristiques	Volume (mm)	Nombre de points	Nombre de triangles
Sphère	$300 \times 300 \times 300$	18626	37248
Disque	$238 \times 237 \times 49$	37332	73553
Tête	$164 \times 213 \times 291$	40.076	80148
Manivelle	$103 \times 103 \times 74$	46870	93752
Support	$116 \times 161 \times 76$	27099	54126
Robinet	$64 \times 69 \times 125$	58784	117564
Lapin	$155 \times 123 \times 153$	34834	69451
Dragon	$204 \times 91 \times 144$	435545	871306

TABLE 4.1 – Caractéristiques des objets utilisés dans *Sukumar et al.* [48].

mouvement.

Un nombre élevé de vues permet d'améliorer la complétude du modèle obtenu mais augmente les temps d'acquisition et des post-traitements engendrés par la redondance des données acquises. Ainsi, de nombreuses acquisitions ont un faible apport en nouvelles informations. L'objectif est de réduire le nombre de prises de vues tout en déplaçant le scanner de manière efficace pour assurer une reconstruction progressive du modèle 3D. A contrario, la figure 4.7 illustre la trajectoire de numérisation par la méthode de *Loriot et al.* [40]. Le coût robotique de cette méthode est très élevé car les positions de numérisations ne sont pas uniformément réparties autour de l'objet (les positions successives d'acquisitions sont quasiment diamétralement opposées). Ceci engendre des problèmes de recalage puisque le taux de recouvrement entre les vues successives peut être faible, voire nul pour certaines configurations.

Nous présenterons trois méthodes de génération de vues. La première méthode est basée sur une approche heuristique reposant sur l'enveloppe englobante (*Bounding Box*) des données acquises. Cette méthode constitue une première approche simple et naïve qui imite le comportement naturel de l'utilisateur lors de la découverte d'objets inconnus. Nous mon-

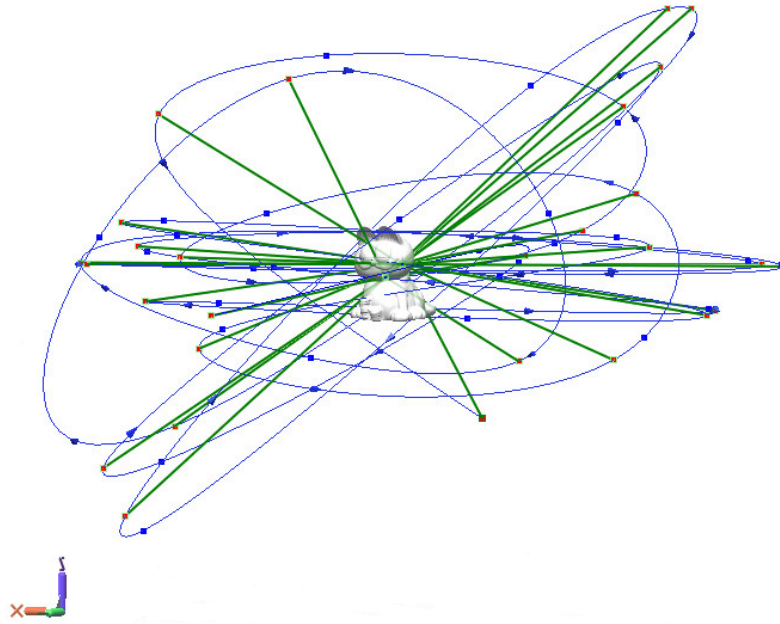


FIGURE 4.7 – Trajectoire du scanner obtenue avec la méthode développée par *Loriot et al.* [40]

trérons que cette méthode conduit à de très bons résultats en terme de couverture de la surface mais nécessite plusieurs heuristiques (nombre d'acquisition, définition arbitraire de la trajectoire, etc.) et ne tient pas compte des positions inaccessibles. Pour surmonter ces limitations, nous présenterons ensuite la méthode *Orientation Clustering (OC)* qui calcule un ensemble de NBVs potentielles ce qui permet de gérer les limitations physiques du système de numérisation. Cette méthode assure une reconstruction progressive de la surface de l'objet en déplaçant efficacement le scanner et garantit une répartition plus homogène des positions d'acquisitions autour de l'objet. Cependant, cette approche reste limitée lorsqu'il s'agit de numériser des objets complexes à cause des occultations multiples. La troisième méthode *Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)* assure, en plus des avantages de la méthode *OC*, une meilleure gestion des occultations grâce à une étape de vérification de la visibilité des données acquises. Cette méthode garantit un taux de couverture élevé pour des objets ayant différents niveaux de complexité.

Les tests des méthodes (simulation et expérimentation) ont été toutes réalisées sur un PC industriel fonctionnant sous Windows XP x64 et équipé de deux processeurs DualCore Xeon 5160 (cadencé chacun à 3 GHz, 1333 MHz FSB) et de 16 Go de RAM. Les programmes sont développés sous l'environnement logiciel RapidForm [151].

4.3.1 Méthode Bounding Box

4.3.1.1 Principe

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. L'idée est similaire à celle d'utiliser les boîtes englobantes orientées (OBBs) pour la détection des collisions (section 3.3.4.3). Afin de générer les points de vues nécessaires à la numérisation, nous considérons une représentation grossière de l'objet. Celui-ci est approximé à 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. Comme illustré dans la figure 4.8, cette enveloppe peut être un parallélépipède rectangle, une sphère ou bien un cylindre. D'autres formes peuvent être utilisées comme enveloppes englobantes.

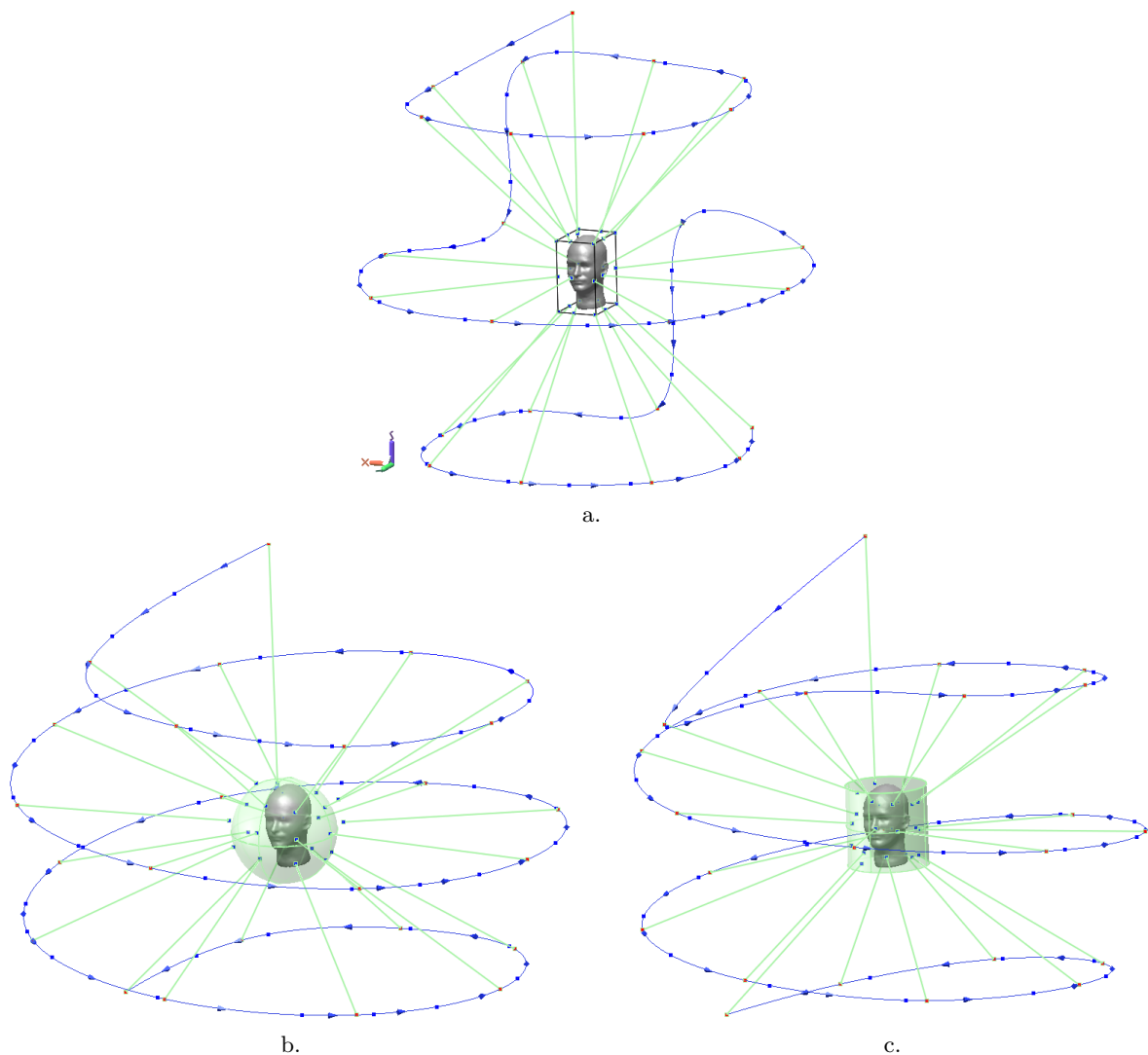


FIGURE 4.8 – Utilisation de la boîte englobante pour la définition des poses du scanner : a. Parallélépipède rectangle b. Sphère c. Cylindre.

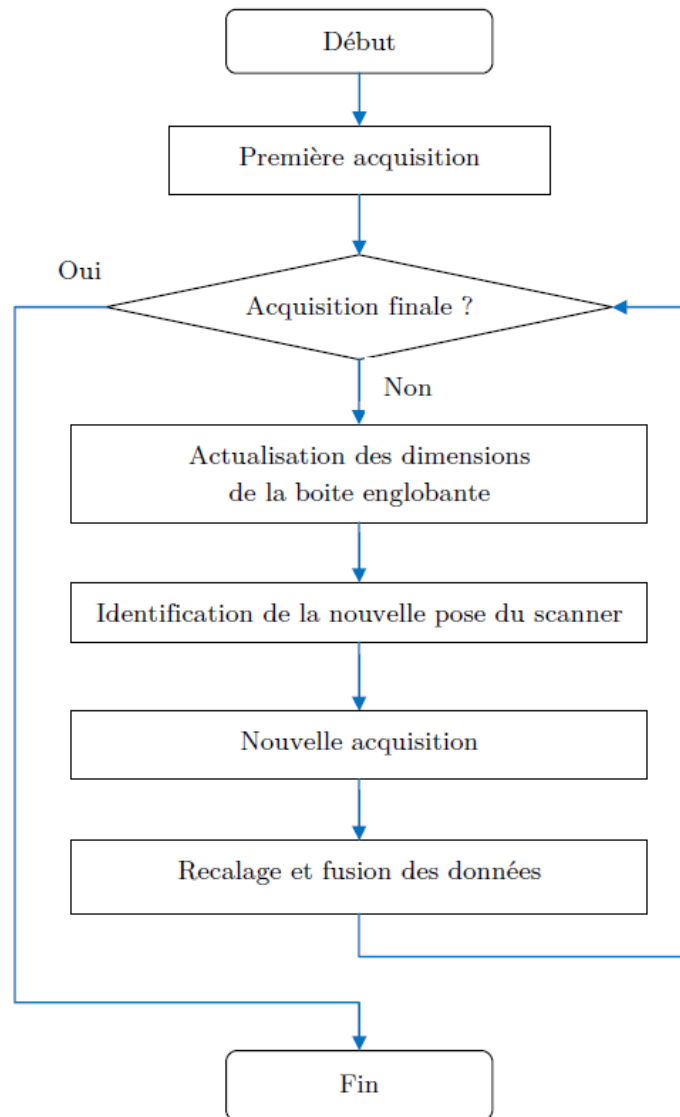


FIGURE 4.9 – Algorithme de planification de vues à partir de la boîte englobante des données acquises.

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. La figure 4.9 présente l’organigramme de planification de vue à partir de la boîte englobante des données acquises. 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.

4.3.1.2 Simulation et discussion

Dans cette section, nous présentons les résultats de simulation obtenus pour une sélection de modèles présentés dans la figure 4.6. Les études techniques réalisées par le laboratoire *Le2i* pour la société *Vecteo* [62] [66] [67] montrent que 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 nous référons ainsi à ces études pour fixer le nombre de points de vues générés par notre méthode 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.

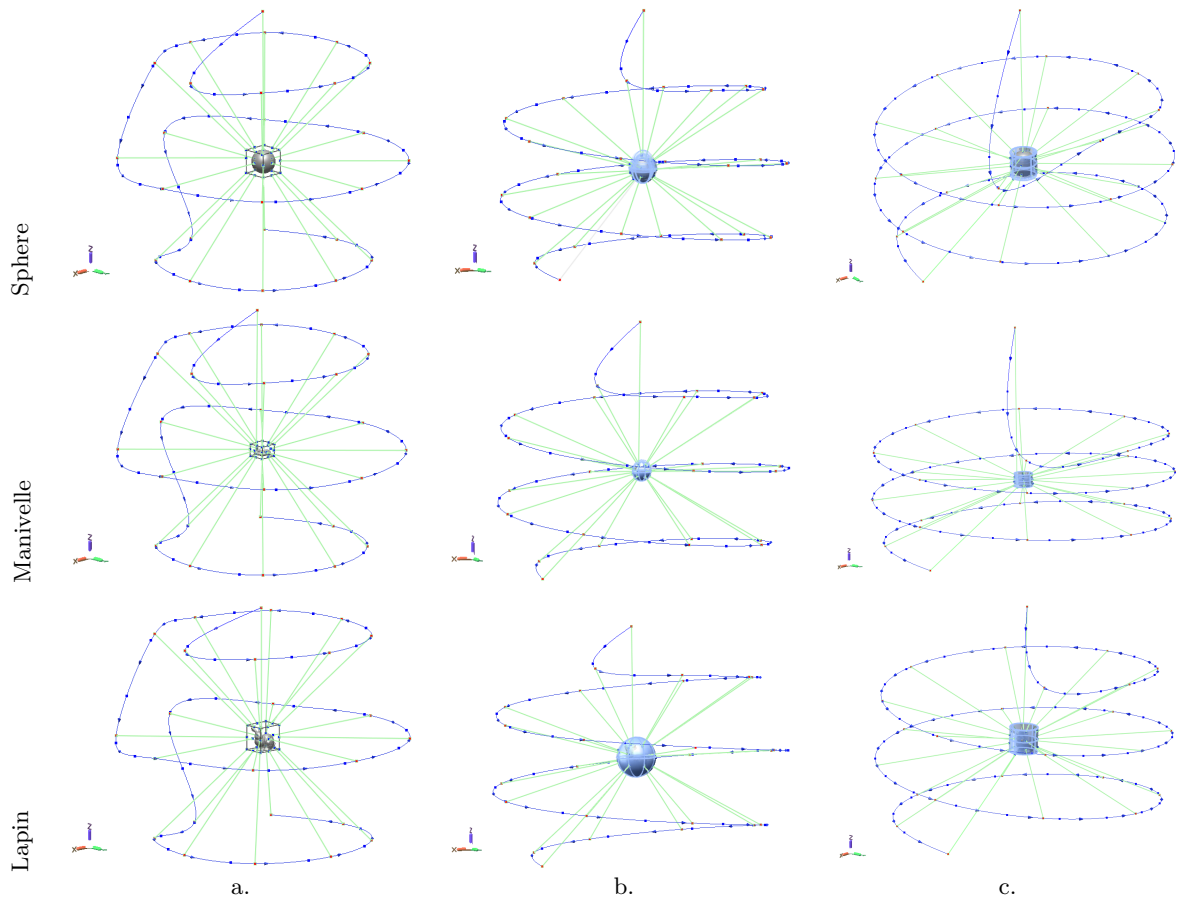


FIGURE 4.10 – Trajectoires du scanner lors de la numérisation par la méthode Bounding Box : a. Parallélépipède rectangle b. Sphère c. Cylindre.

La figure 4.10 illustre les trajectoires du scanner lors de la numérisation de trois objets selon diverses boîtes englobantes. Chacun de ces objets appartient à une classe de complexité. L'ensemble des trajectoires est présenté dans l'annexe C. Les dimensions des enveloppes englobantes varient significativement durant les premières acquisitions jusqu'à ce que le modèle grossier de l'objet se rapproche de sa forme réelle. Ainsi la trajectoire en spirale subit une déformation liée principalement à l'actualisation de la boîte englobante. Pour le même type d'enveloppe, les trajectoires sont similaires. La répartition des points de vue est liée à la taille

de la boîte englobante et à la forme de l'objet. La figure 4.11 illustre différentes distributions des points de vue pour le même objet (ici le disque). La distribution cylindrique ne permet pas de couvrir la totalité de l'espace autour de l'objet. Ainsi, les points de vue sont concentrés sur une bande étroite ce qui induit une forte redondance entre les acquisitions successives.

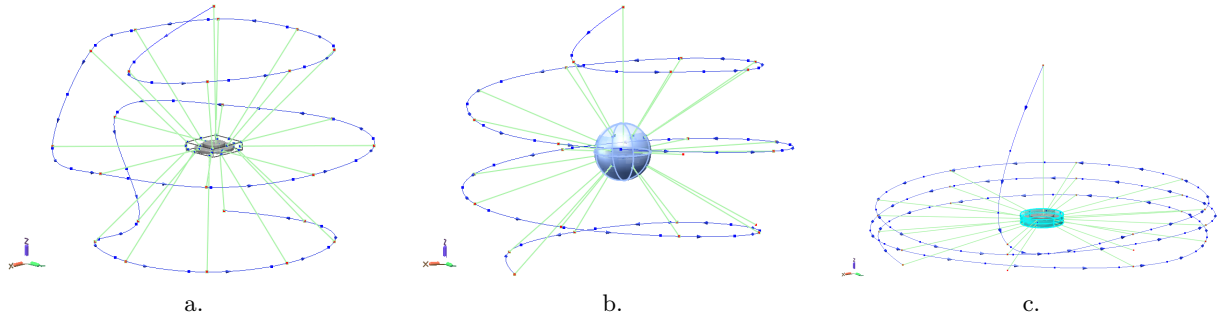


FIGURE 4.11 – Trajectoires du scanner lors de la numérisation du disque par la méthode Bounding Box : a. La boîte englobante est un parallélépipède rectangle b. La boîte englobante est une sphère c. La boîte englobante est un cylindre.

Le tableau 4.2 illustre les performances de la méthode pour différentes boîtes englobantes. Cette méthode 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. Dans certains cas, le choix de la boîte englobante est critique pour la planification de vue et pour la continuité du processus d'acquisition. L'objet présenté dans la figure 4.12 en est un exemple. En effet, la boîte englobante la plus adaptée à cet objet est le parallélépipède rectangle car elle épouse au mieux sa forme et minimise ainsi les espaces vides. Cependant, il n'y a aucune garantie que les parties en dessous des bras puissent être numérisées car elles peuvent être hors de portée du scanner (éloignées de la paroi de la boîte englobante). Leur acquisition dépendra essentiellement des caractéristiques techniques du système de mesure. Une solution possible à ce problème consiste à travailler directement sur les données acquises afin que le point visé soit le plus proche possible de la surface de l'objet.

Pour certain objets, la quantité d'informations commune entre deux acquisitions succes-

	Boite englobante		Parallélépipède rectangle	Sphere	Cylindre
	Objet				
Objets simples	Sphere	NA	25	25	25
		CR (%)	100	100	100
		TL (m)	14.28	15.25	16.29
		ET (mn)	2.2	2.1	2.5
	Disque	NA	25	25	25
		CR (%)	100	100	100
		TL (m)	14.96	16.72	17.69
		ET (mn)	2.15	2.2	1.9
Objets peu complexes	Tête	NA	25	25	25
		CR (%)	97.9	98.1	98.2
		TL (m)	14.77	16.64	16.08
		ET (mn)	3.6	3.2	3.9
	Manivelle	NA	25	25	25
		CR (%)	97.8	99.1	97.2
		TL (m)	13.69	17.85	16.04
		ET (mn)	3.7	3	3.9
	Support	NA	25	25	25
		CR (%)	99.9	99.7	99.2
		TL (m)	14.06	18.56	16.93
		ET (mn)	2.1	2.4	2.6
Objets complexes	Robinet	NA	25	25	25
		CR (%)	99.9	98.9	99.7
		TL (m)	13.34	16.63	14.21
		ET (mn)	3.9	3.2	3.1
	Lapin	NA	25	25	25
		CR (%)	98.9	99.1	99.5
		TL (m)	14.1	15.89	15.89
		ET (mn)	4.5	4.1	4.8
	Dragon	NA	25	25	25
		CR (%)	87.3	88.1	86.7
		TL (m)	14.26	18.08	16.51
		ET (mn)	5.2	5.9	5.3

TABLE 4.2 – Résultats de simulation de la méthode Bounding Box pour les trois types d’enveloppe : 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.

sives n’est pas suffisante pour assurer le recalage. De plus, la méthode ne prend pas en compte les limitations matérielles du système d’acquisition telles que les limitations géométriques, les singularités du système robotique, etc. L’intégration des contraintes de positionnement peut rendre la pose inaccessible. Ainsi, il est nécessaire de développer des méthodes qui calculent plusieurs alternatives de positionnement afin d’éviter les problèmes d’inaccessibilité de certaines poses et les problèmes de recalage de vues.

4.3.2 Deuxième méthode : Orientation Clustering

La méthode *Orientation Clustering (OC)* 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 singularités robotiques et 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 de notre système.

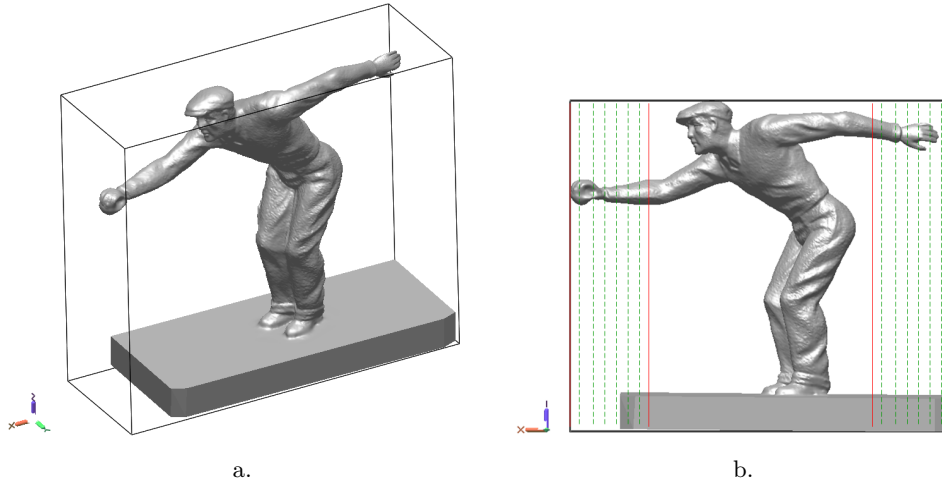


FIGURE 4.12 – Le choix de la boîte englobante est critique pour la génération des points de vues : a. La boîte englobante la mieux adaptée à cet objet est un parallélépipède rectangle b. Les zones hachées en vert représentent les parties de la boîte englobante dans la portée du scanner et la partie centrale en blanc représente les données hors de portée du capteur.

Les principales étapes de la procédure de génération de la NBV sont illustrées dans la figure 4.13 et seront décrites en détail dans les sections suivantes pour la $i^{\text{ème}}$ étape du processus d'acquisition.

4.3.2.1 Analyse des données

La planification de vues calcule en ligne la nouvelle direction d'acquisition. 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 qui en résulte est ensuite analysé afin de déterminer ses caractéristiques. L'orientation principale, MVS^i , des parties numérisées de l'objet est extraite en utilisant la technique *Mass Vector Chain (MVC)* introduite par Yuan [39]. Cette approche, décrite dans la section 2.2.2, a été initialement introduite pour la caractérisation des modèles fermés. Yuan segmente son modèle 3D en primitives, par extraction de surfaces S_j , et attribue à chacune un *Mass Vector* V_j défini par :

$$V_j = n_j \cdot R_j \quad (4.3)$$

où n_j est la normale de la surface s_j et R_j est l'aire de la projection de s_j sur le plan P_j perpendiculaire à n_j (voir figure 4.14).

Pour un objet fermé, la somme des *Mass Vector Chains* V_j , nommée *Mass Vector Sum* (MVS), est nulle. En effet, cette méthode utilise la *masse gaussienne totale* Horn [152] [153] qui, pour un objet convexe fermé, est nulle :

$$\iint_s G(n(s))n(s)ds = \oint n(s)ds \quad (4.4)$$

n et G sont respectivement la normale de la surface s et la masse gaussienne pour la

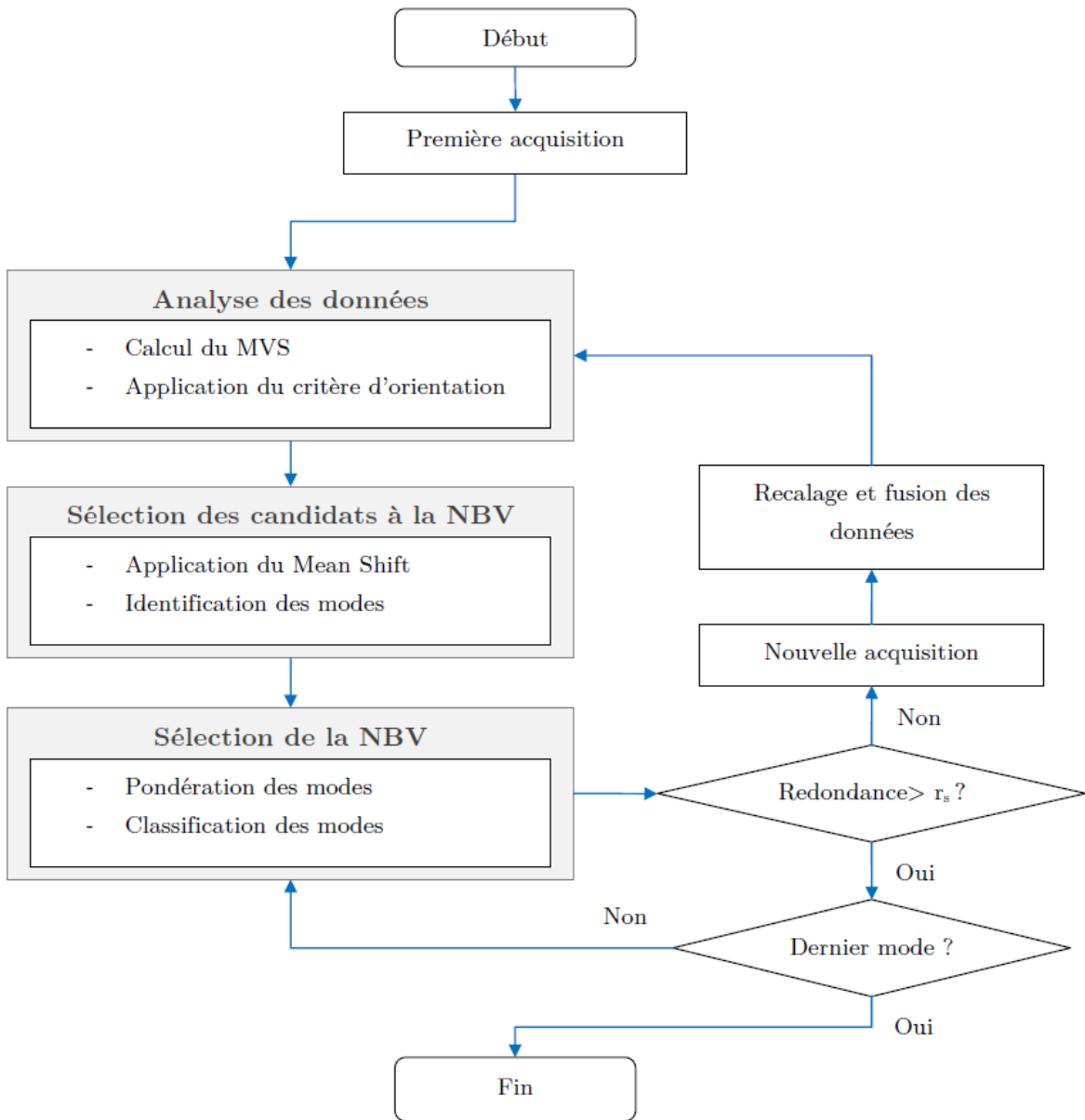


FIGURE 4.13 – Synoptique de la méthode *Orientation Clustering (OC)*.

direction donnée par n . Dans le cas d'un modèle à m facettes, le MVS est donné par :

$$MVS = \sum_{j=1}^m V_j = \sum_{j=1}^m \iint_{s_j} n_j(s) ds \quad (4.5)$$

Un MVS non nul indique que le modèle est incomplet et que des acquisitions supplémentaires sont nécessaires afin d'acquérir les données manquantes.

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

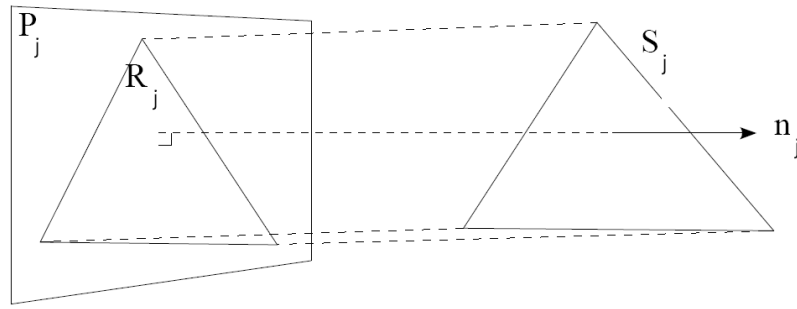


FIGURE 4.14 – Définition d'un Mass Vector Chain (MVC) selon Yuan [39].

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 . Comme le montrent les figures 4.15.b et 4.15.c, le nouveau candidat à la NBV est sélectionné pour couvrir une partie des données déjà numérisées afin minimiser les problèmes de recalage en assurant suffisamment de recouvrement entre les acquisitions successives.

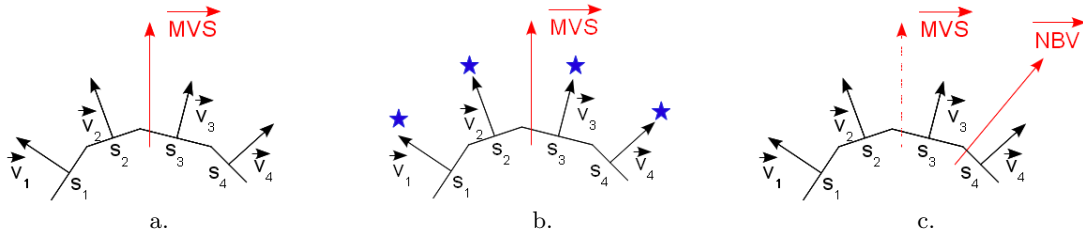


FIGURE 4.15 – Estimation de la NBV : a. Détermination du Mass Vector Sum (MVS) b. Candidats à la NBV pour notre méthode c. Une possible NBV.

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.

4.3.2.2 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. Une méthode de classification de type *k-means* [154] n'est pas applicable dans notre cas car elle classe l'ensemble des données en un certain nombre de modes (k modes) fixé a priori. L'autre limitation principale est que l'algorithme est significativement sensible aux choix des

premiers modes sélectionnés arbitrairement. A chaque initialisation correspond une solution différente (optimum local) qui peut dans certains cas être très loin de la solution optimale (optimum global) [155]. Pour résoudre ce problème naïvement, l'algorithme peut être exécuté plusieurs fois avec différentes initialisations et retenir la meilleure partition trouvée. L'utilisation de cette solution est limitée en raison de son coût et du fait que l'on peut trouver une meilleure répartition en une seule exécution. Même les méthodes *Global k-means* et *Fast global k-means* [156], qui sont les solutions au problème d'initialisation des *k-means*, sont limitées par le temps d'exécution qui augmente avec le nombre de modes.

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* [157] pour notre application. 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. L'algorithme *Mean Shift* est basé sur l'estimateur multidimensionnel de densité pour un ensemble de n points $x_i, i = 1, \dots, n$ dans \mathbb{R}^p :

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^p} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right). \quad (4.6)$$

où $K(x)$ et h sont respectivement le noyau et la largeur de bande. Le noyau K est une fonction symétrique, positive ou nulle, centrée sur 0 et dont l'intégrale vaut 1. Pour des noyaux à symétrie radiale, il suffit de définir le profil du noyau $k(x)$ tel que :

$$K(x) = c_{k,p} k(\|x\|^2), \quad (4.7)$$

où $c_{k,p}$ est une constante de normalisation strictement positive qui assure une intégrale de $K(x)$ égale à 1. En utilisant l'expression 4.7, l'estimateur multidimensionnel de densité (4.6) peut être réécrit comme suit :

$$\hat{f}(x) = \frac{c_{k,p}}{nh^p} \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right). \quad (4.8)$$

Les modes de cette fonction de densité sont définis pour un gradient nul $\nabla f(x) = 0$. La linéarité de l'équation 4.8 permet de réécrire l'estimateur du gradient de densité comme le gradient de l'estimateur de densité :

$$\begin{aligned} \hat{\nabla} f(x) &\equiv \nabla \hat{f}(x) = \frac{2c_{k,p}}{nh^{p+2}} \sum_{i=1}^n (x_i - x) g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \\ &= \frac{2c_{k,p}}{nh^{p+2}} \left[\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \right] \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} \right], \end{aligned} \quad (4.9)$$

avec $g(x) = -k'(x)$.

Le premier terme est proportionnel à l'estimation de densité au point x calculée avec un noyau $G(x) = c_{g,p}g(\|x\|^2)$ et le second terme :

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\|\frac{x-x_i}{h}\|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\|\frac{x-x_i}{h}\|^2)} - x, \quad (4.10)$$

est le *mean shift*. Le vecteur *mean shift* pointe toujours vers la direction de croissance de la densité. La convergence de la procédure du *mean shift*, obtenu par itérations successives du vecteur $m_h(x^t)$ et translation de la fenêtre $x^{t+1} = x^t + m_h(x^t)$, est garantie quand le gradient de la fonction de densité est nul. L'ensemble des points qui convergent vers le même mode définit le bassin d'attraction du mode auquel ils sont associés.

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 [158]. 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 (voir la section 4.3.2.1) Par conséquent, chaque élément est un vecteur à six dimensions ($p = 6$) décrivant la pose du scanner (Fig. 4.16). 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.

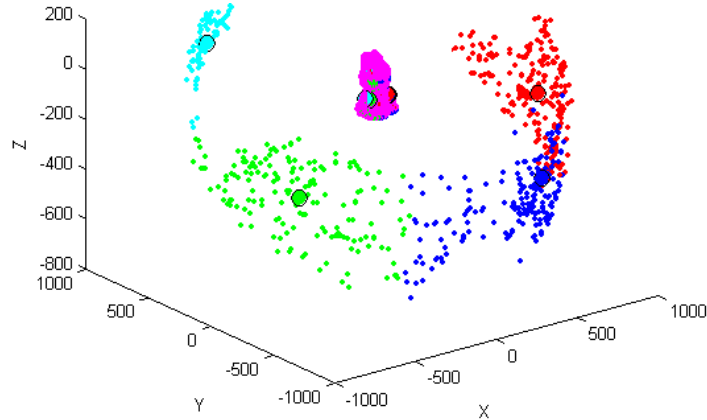


FIGURE 4.16 – Détermination de quatre modes principaux par *Mean Shift*.

4.3.2.3 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 :

$$w_k^i = \frac{\theta_k^i}{\theta_{max}^i} \quad (4.11)$$

où θ_{max}^i est la valeur maximale d'angle dans le vecteur d'orientation θ^i . Supposons que la $i^{\text{ème}}$ étape identifie j clusters $C^{i,l}$, $l = 1 : j$. Le poids $W^{i,l}$ assigné au $l^{\text{ème}}$ 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 :

$$W^{i,l} = \frac{1}{n^{i,l}} \sum_{k=1}^{n^{i,l}} w_k^{i,l} \quad (4.12)$$

avec $n^{i,l}$ 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 est supérieur à un seuil r_s . La redondance est calculée comme suit :

$$r^i = 100 \frac{(A^i - A^{i-1})}{A^{i-1}} \quad (4.13)$$

où A^i est l'aire de la totalité des données acquises jusqu'à la $i^{\text{ème}}$ itération.

Le critère d'arrêt est un ensemble de NBVs qui assurent tous une forte redondance entre deux acquisitions successives.

4.3.2.4 Simulation et discussion

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 :

$$\theta_s^i = \theta_{median}^i \quad (4.14)$$

car la valeur de θ_{median}^i croît avec chaque nouvelle acquisition et est peu sensible aux données bruitées. Nous avons également fixé l'apport minimal en nouvelles informations à 3 %, ce qui correspond à un seuil de redondance $r_s = 97\%$.

La figure 4.17 illustre les trajectoires du scanner pour quatre objets à différents niveaux de complexité. L'ensemble des trajectoires sont présentées dans l'annexe D Les résultats de comparaison de cette méthode avec celle basée sur l'enveloppe englobante sont donnés dans le tableau 4.3. Pour les trois classes d'objets, cette méthode 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. 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

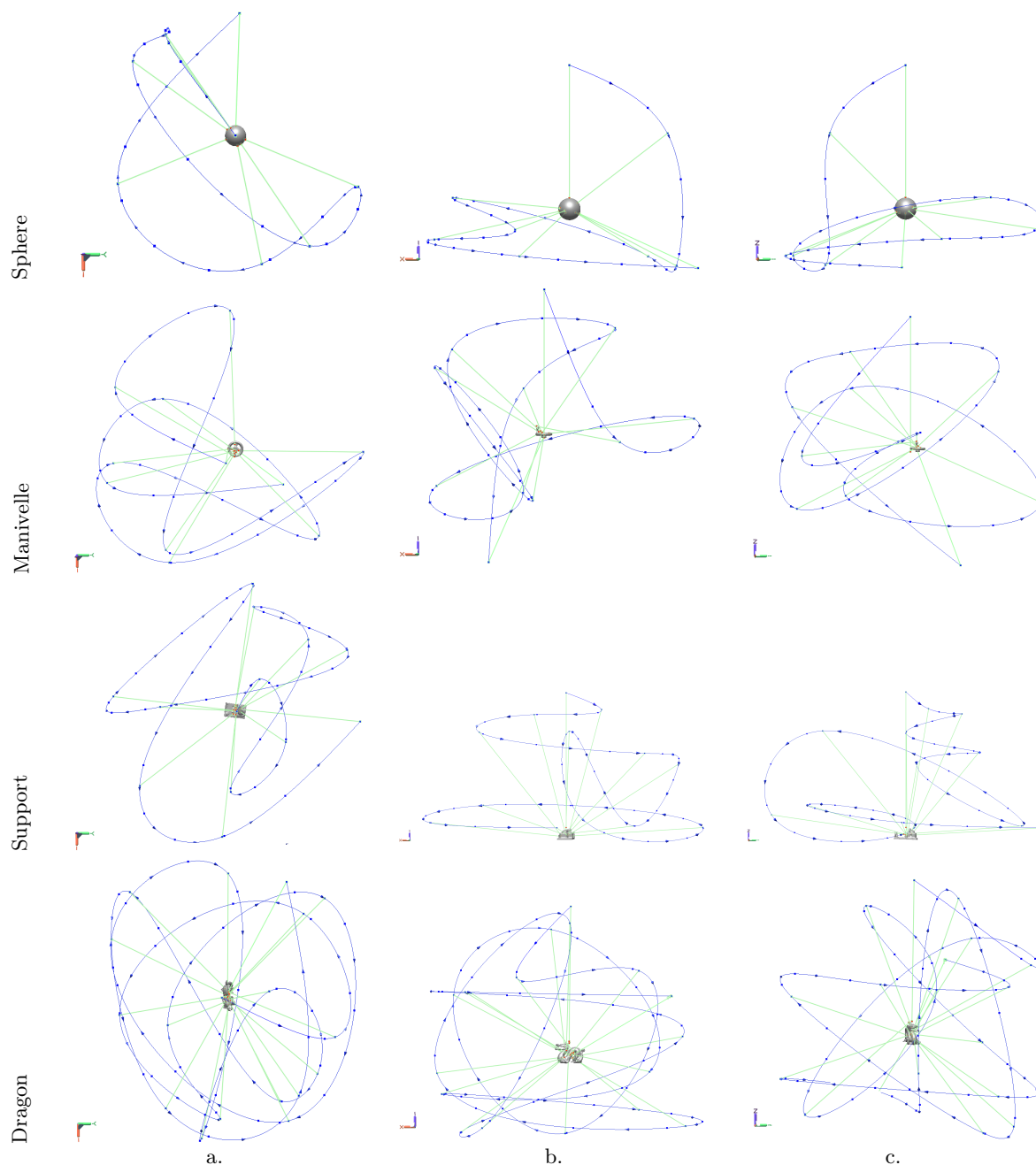


FIGURE 4.17 – Trajectoires du scanner lors de la numérisation avec la méthode *Orientation Clustering (OC)* : a. Vue XY b. Vue XZ c. Vue YZ.

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

Il est ainsi nécessaire d'améliorer le comportement de cette méthode en intégrant une meilleure gestion des occultations et en définissant un critère d'arrêt plus pertinent.

		Grille d'évaluation			
		--	-	+	++
		Méthode		BBox	OC
Objet					
Objets simples	Sphere	NA	25	9	
		CR (%)	100	100	
		TL (m)	14.28	8.65	
		ET (mn)	2.2	2.1	
	Disque	NA	25	6	
		CR (%)	100	99.8	
TL (m)		14.96	6.56		
	ET (mn)	2.15	2.2		
Objets peu complexes	Tête	NA	25	13	
		CR (%)	97.9	98.2	
		TL (m)	14.77	16.7	
		ET (mn)	3.6	4.9	
	Manivelle	NA	25	11	
		CR (%)	97.8	97.2	
		TL (m)	13.69	14.37	
		ET (mn)	3.7	3.1	
	Support	NA	25	13	
		CR (%)	99.9	100	
		TL (m)	14.06	11.85	
		ET (mn)	2.1	3.6	
Objets complexes	Robinet	NA	25	13	
		CR (%)	99.9	99.8	
		TL (m)	13.34	15.41	
		ET (mn)	3.9	2.9	
	Lapin	NA	25	14	
		CR (%)	98.9	99.1	
		TL (m)	14.1	15.89	
		ET (mn)	4.5	5.2	
	Dragon	NA	25	18	
		CR (%)	87.3	92.1	
		TL (m)	14.26	24.14	
		ET (mn)	5.2	6.2	

TABLE 4.3 – Comparaison des résultats de simulation des méthodes *Bounding Box* (*BBox*) et *Orientation Clustering* (*OC*) : 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.

4.3.3 Troisième méthode : Barely Visible Surfaces Clustering

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 4.18 illustre les différentes étapes de la procédure de planification automatique de la NBV.

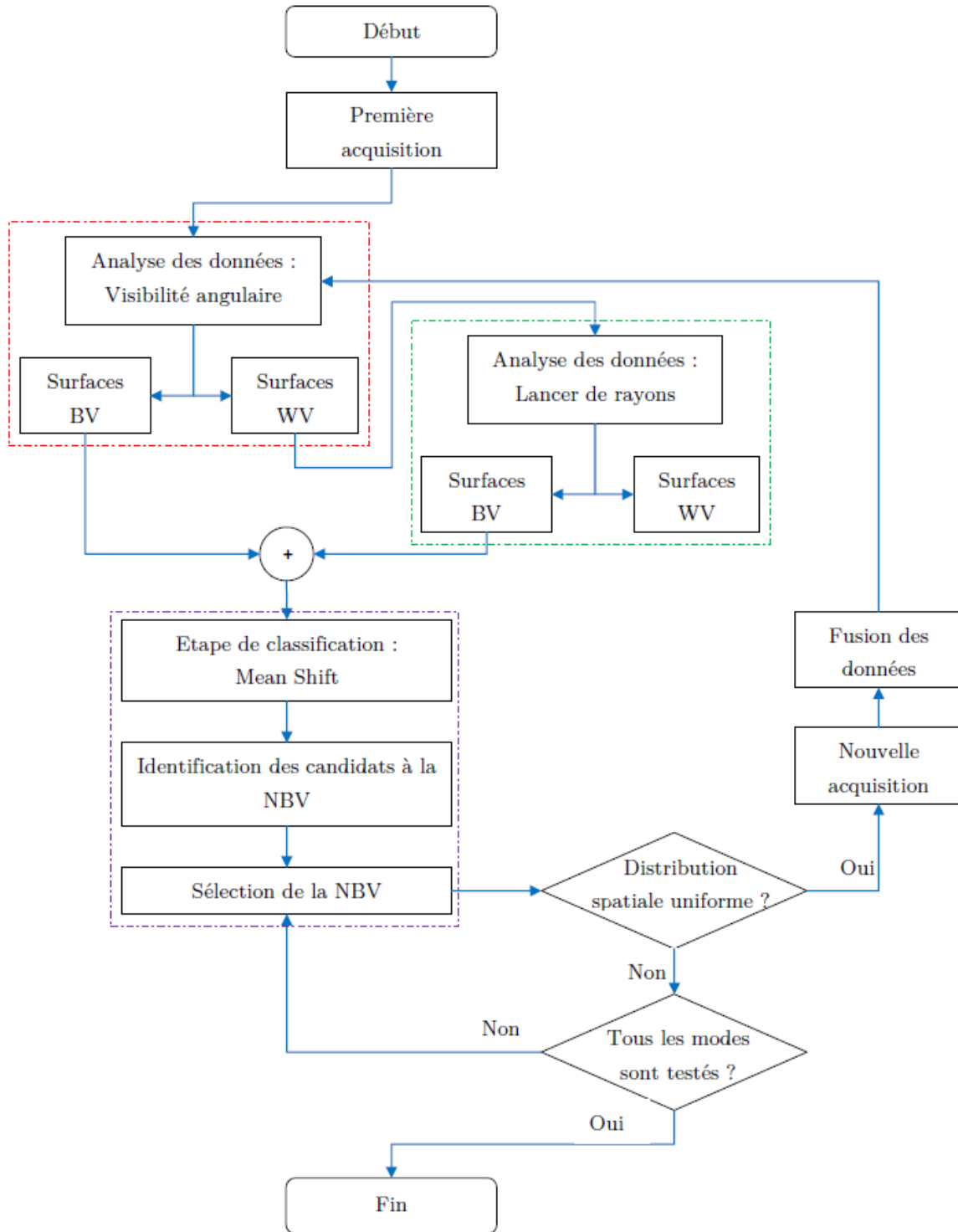


FIGURE 4.18 – Synoptique de la méthode *Barely Visible Surfaces Clustering* (BVSC).

4.3.3.1 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 [77] :

$$d_i \cdot n_j = \|d_i\| \|n_j\| \cos(\alpha_j^i) > 0, \quad (4.15)$$

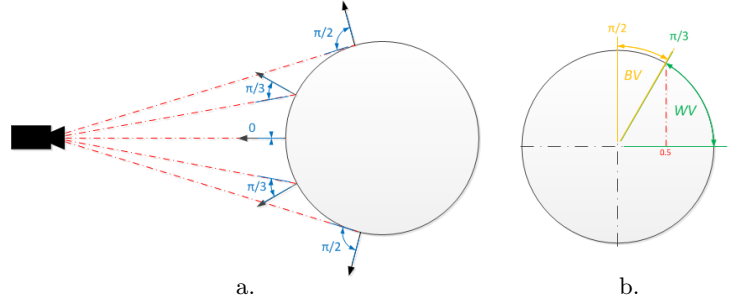


FIGURE 4.19 – Définition de la visibilité : a. Détermination des angles entre la direction de vue et la surface de l'objet b. La visibilité maximale est obtenue pour $\alpha_j^i = 0$ et sa limite est atteinte pour $\alpha_j^i = \pi/2$. Le seuil de visibilité angulaire est fixé pour $\cos(\alpha_j^i) = 0.5$ ($\alpha_s = \pi/3$).

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 $\cos(\alpha_j^i)$. Lorsque $\alpha_j^i = 0$ (voir figure 4.19.a et la figure 4.19.b), l'élément de surface est bien visible et $\cos(\alpha_j^i) = 1$. Comme le montre la figure 4.19.b, la limite de la visibilité est atteinte pour $\alpha_j^i = \pi/2$ pour laquelle $\cos(\alpha_j^i) = 0$. L'indicateur de visibilité est alors une valeur 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 [17]. 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 :

$$V_a^i(f_j) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq \alpha_j^i \leq \pi/3 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \begin{matrix} (f_j \in WV) \\ (f_j \in BV) \end{matrix}, \quad (4.16)$$

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.

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. Comme illustré dans la figure 4.21, certaines normales des facettes acquises selon la direction vue d_2 forment un angle avec d_1 inférieur à $\pi/3$. Suivant la classification selon la visibilité angulaire, ces données seront considérées comme WV à partir de d_1 . Ceci prouve que le critère d'angle 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

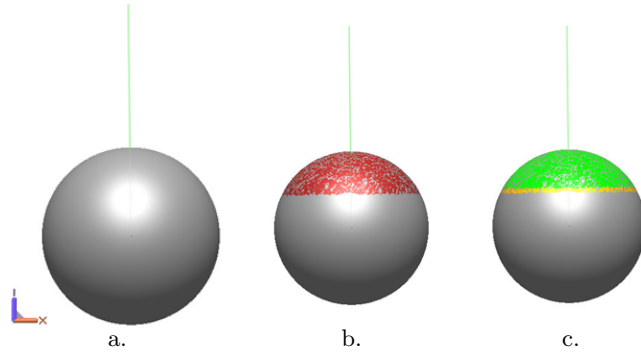


FIGURE 4.20 – Identification des deux ensembles de surfaces : a. Positionnement du scanner b. Les données acquises sont colorées en rouge c. Classification des données : les données en vert représentent les facettes bien visibles WV et celles en jaune représentent les données moyennement visibles BV .

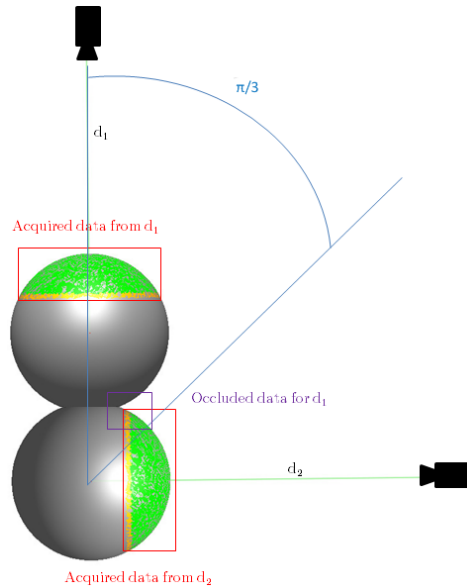


FIGURE 4.21 – Limitation de la classification par visibilité angulaire : certaines données occultées sont considérées visibles en utilisant le critère d'angle.

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.

4.3.3.2 Visibilité par lancer de rayon

Le *lancer de rayons* [159] (*ray tracing*) constitue une étape clé pour la détermination de l'ensemble des données réellement visibles. C'est l'un des algorithmes les plus populaires de rendu en synthèse d'images. 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. Le tableau 4.4 synthétise la détermination de l'ensemble BV jusqu'à la deuxième acquisition ($i = 2$). L'objectif est de déterminer les données moyennement visibles nécessaires pour définir la troisième pose du dispositif de mesure. La visibilité angulaire et par lancer de rayons sont vérifiées pour chacune des directions de vue précédentes (d_1 et d_2). Selon ce tableau, nous pouvons conclure que la normale n_j d'une facette f_j est une candidate à la NBV si elle appartient à l'ensemble $E^2 = BV^1 \cap BV^2$. La figure 4.22 illustre le processus d'acquisition du modèle 3D de l'objet "Garfield" par la méthode proposée. Dans le cas général, la direction de la vue d_{i+1} est déterminée après identification de l'ensemble E^i défini par :

$$E^i = \bigcap_{k=1}^i BV^k. \quad (4.17)$$

Visibilité \ j	1	2	3	4	5	6	7	N	
$V_a^1(f_j)$	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1
$V_r^1(f_j)$	-	1	-	0	-	-	-	-	1	-	1	-	1	-	1
WV^1 and BV^1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1
$V_a^2(f_j)$	1	0	0	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	1
$V_r^2(f_j)$	0	-	-	-	0	1	-	-	1	0	1	-	1	-	1
WV^2 and BV^2	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1
$BV^1 \cap BV^2$	0	-	0	0	0	-	0	0	-	0	-	0	-	0	-

TABLE 4.4 – Détermination des facettes moyennement visibles (BW) à partir des deux premières vues. N est le nombre de facettes. $V_a^i(f_j)$ et $V_r^i(f_j)$ sont respectivement la visibilité angulaire et la visibilité par lancer de rayons de la facette f_j à partir de la $i^{\text{ème}}$ direction d'acquisition ($i = 1, 2$).

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

$$F(n_j) = \max_{p=1:i} \{\min\{V_a^p(f_j), V_r^p(f_j)\}\} \quad (4.18)$$

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 $i^{\text{ème}}$ 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 .

4.3.3.3 Identification de la NBV

Afin d'identifier les candidats à la NBV, les données moyennement visibles obtenues après application de la visibilité angulaire et celle par le lancer de rayons sont classifiées en appliquant la technique du *mean shift* détaillée dans la section 4.3.2.2. 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

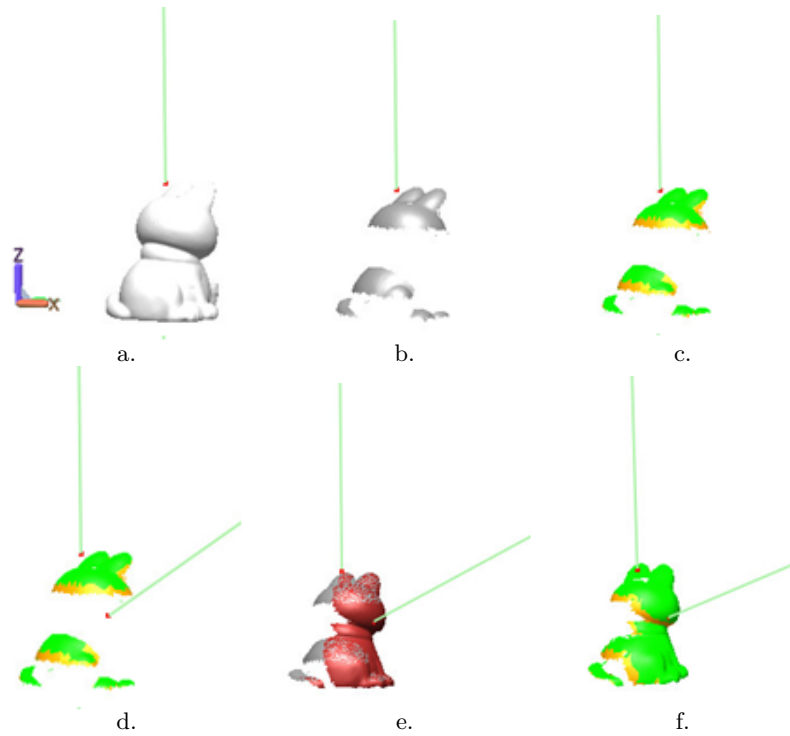


FIGURE 4.22 – Identification des surfaces WV et BW pour les deux premières acquisitions : a. Positionnement du scanner pour la première acquisition b. Données acquises c. Identification de WV^1 et BV^1 pour la première acquisition d. Identification de la deuxième direction d’acquisition e. Données acquises à partir de la deuxième position du scanner f. Identification de WV^2 and BV^2 à partir des données acquises depuis les deux premières positions du scanner.

méthode est de couvrir au maximum les surfaces BV , la NBV est le cluster qui a le plus grand nombre de membres.

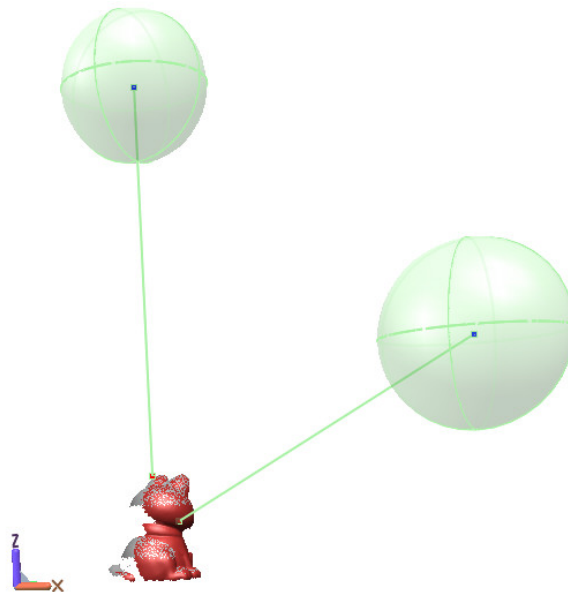


FIGURE 4.23 – Introduction d’une distance seuil pour la détermination de la NBV.

La métrique 4.18 ne garantit pas que la vue sélectionnée ne soit pas proche d'une vue précédente puisque les modes générés après chaque acquisition sont calculés sans intégration des poses précédentes du scanner. Afin d'assurer une répartition spatiale plus homogène des positions du scanner autour de l'objet, un critère de distance minimale entre les vues consécutives est introduit. Comme illustré dans la figure 4.23, un volume interdit, ici une sphère, est défini autour de chaque point de vue précédent. La nouvelle position du scanner doit être en dehors des volumes interdits. Dans l'hypothèse où la technique du *mean shift* calcule les modes optimaux, la distance seuil peut être définie en fonction de la distribution spatiale des modes calculés. Compte tenu des l clusters C_k^i , $k = 1, \dots, l$, calculés par l'algorithme du *mean shift* à la $i^{\text{ème}}$ acquisition, le rayon seuil r_s^i est calculé comme suit :

$$r_s^i = \min_{1:i} \{ \min_k \{ \min_q d(C_k^i, C_q^i) \} \}_{k \neq q}, \quad (4.19)$$

Une fois la NBV identifiée, le scanner est repositionné selon la pose générée et une nouvelle acquisition est effectuée. Toutes les données acquises sont fusionnées à l'aide d'un *algorithme ICP* [131] et sont ensuite utilisées pour définir la pose suivante du scanner. L'algorithme s'arrête lorsqu'aucune direction de vue potentielle ne vérifie la contrainte de distance 4.19.

4.3.3.4 Simulation et discussion

La figure 4.24 illustre les trajectoires du scanner pour une sélection d'objets. Toutes les trajectoires sont présentées dans l'annexe E. Les déplacements du scanner sont significativement réduits et les positions de numérisations ont une répartition plus homogène autour de l'objet. Les trajectoires générées pour les différentes classes d'objets ont une forme de spirale. En effet, le scanner est déplacé autour de l'objet sur différents niveaux afin d'acquérir ses différentes parties. Nous retrouvons ainsi l'approche intuitive d'exploration d'objets inconnus en tournant autour pour assurer un maximum de visibilité des données cachées (occultées ou visibles) retenue par des opérateurs expérimentés de numérisation 3D.

Comme illustré dans le tableau 4.5, cette méthode 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).

4.4 Expérimentation et résultats

Dans cette section, nous présenterons les résultats expérimentaux obtenus après implémentation des méthodes *Bounding Box (BBox)* et *Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)* sur la cellule de numérisation présentée dans la section 3.3.1.1. Ces approches ont été testées sur plusieurs objets réels, présentés dans la figure 4.25.

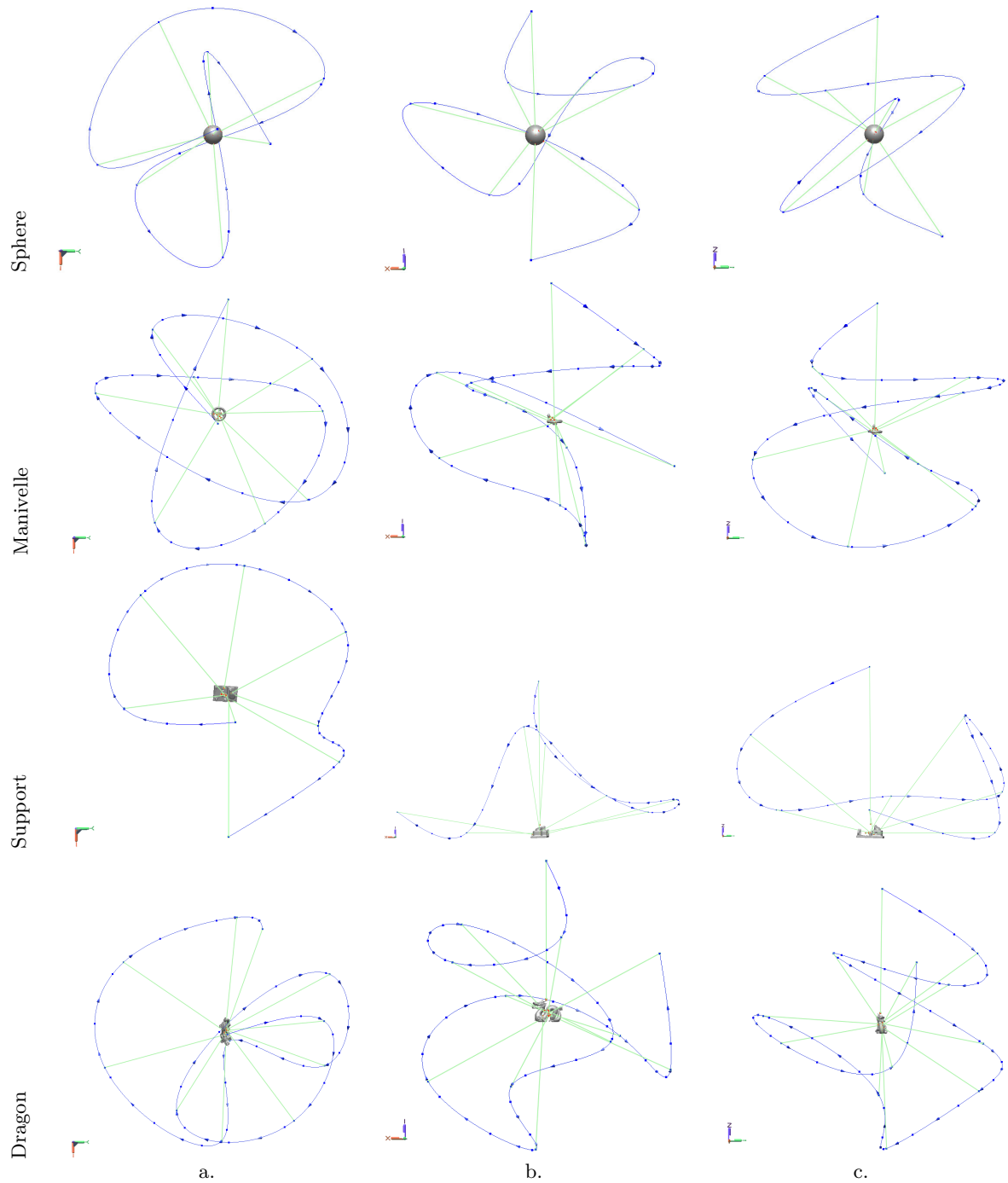


FIGURE 4.24 – Trajectoires du scanner lors de la numérisation avec la méthode *Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)* : a. Vue XY b. Vue XZ c. Vue YZ.

Selon la définition de la complexité donnée dans la section 4.2, ces objets sont au moins de complexité moyenne. Les pièces les plus complexes sont la pompe à huile et la pièce robot. En effet, le Garfield, la tortue et le 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

		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

TABLE 4.5 – Comparaison des résultats de simulation des méthodes *Bounding Box* (*BBox*), *Orientation Clustering* (*OC*) et *Barely Visible Surfaces Clustering* (*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.

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 composés de nombreuses formes élémentaires ce qui les rend les plus complexes. Le tableau 4.6 présente la moyenne du nombre de vues 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 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 au lieu de se baser sur une CAO qui est toujours différente de la réalité.

Le tableau 4.7 illustre les performances de la méthode *Bounding Box* et la figure 4.26



FIGURE 4.25 – Objets tests.

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

TABLE 4.6 – 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.

montre quelques exemples de configurations du robot lors de la numérisation. Le nombre d’acquisitions réalisées est inférieur aux nombre initialement défini ($n = 25$). Ceci est dû au fait que certaines poses sont inaccessibles. L’intégration des limitations 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 numé-

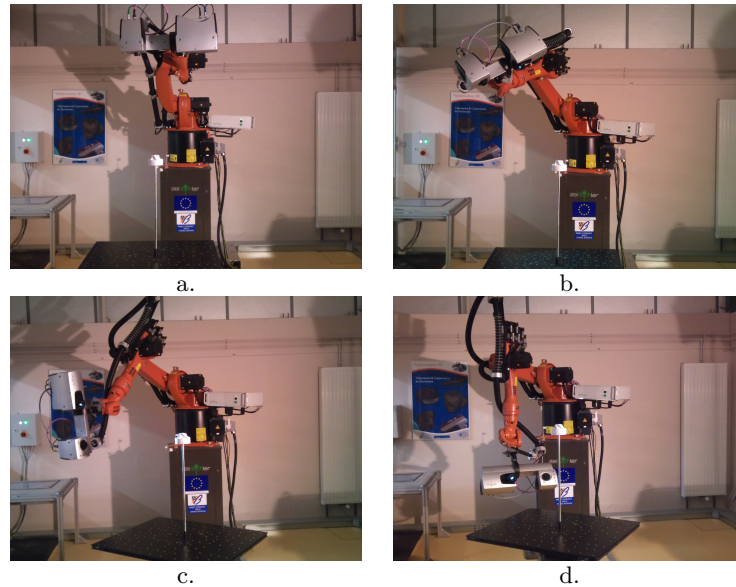


FIGURE 4.26 – Configurations du robot durant l’acquisition par la méthode Bounding Box : a. Vue de dessus (première acquisition) b. Niveau supérieur (premier tour) c. Niveau central (deuxième tour) e. Niveau inférieur (troisième tour).

risation, 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.

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

TABLE 4.7 – 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.

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 4.8, cette méthode assure un taux de couverture élevé pour des objets de différentes classes de complexité. La figure 4.27 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 4.28 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 4.29. Ce dernier est déplacé autour de l’ob-

jet 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.

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

TABLE 4.8 – 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.

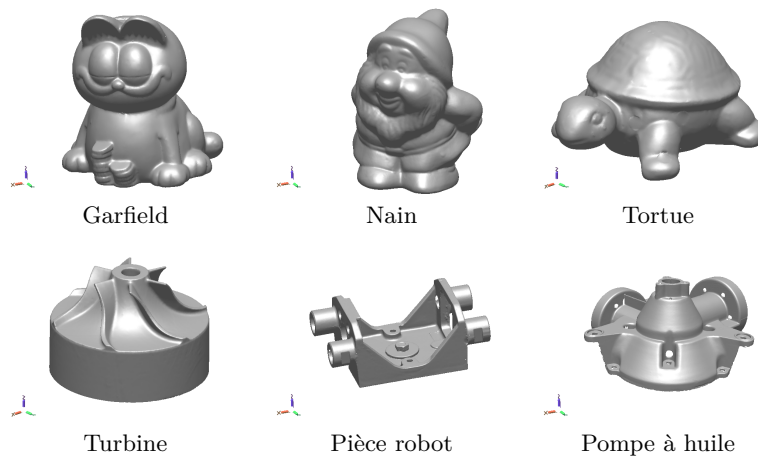


FIGURE 4.27 – Modèles 3D obtenus avec la méthode *Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)*.

4.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre la définition de la notion de complexité dans le contexte particulier de la numérisation 3D. En résumé, un objet est complexe lorsqu'il est formé de nombreuses parties élémentaires avec très peu de symétrie de forme et lorsqu'il est caractérisé par une forte courbure modélisant sa richesse en détails géométriques.

Nous avons également introduit trois méthodes itératives pour la numérisation automatique et intelligente. La première méthode est basée sur l'évolution de l'enveloppe englobante des données acquises à partir de laquelle un ensemble de point de vue est calculé par échantillonnage régulier. Bien qu'elle soit simple et naïve, cette méthode permet d'assurer un taux de couverture relativement élevé. Cependant, cette méthode fournit une seule pose à chaque itération.

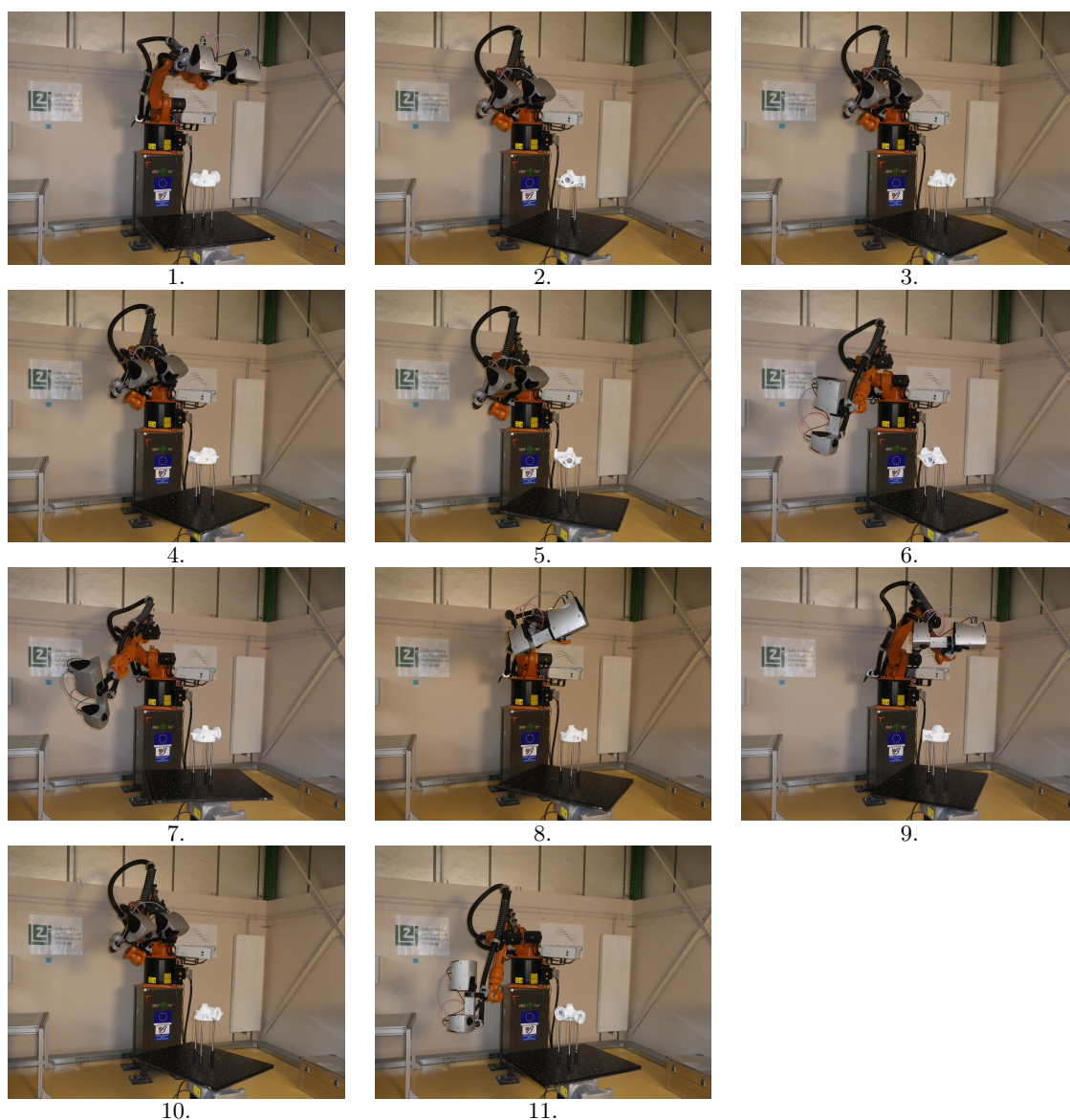


FIGURE 4.28 – Configurations du robot durant l’acquisition par la méthode *Barely Visible Surfaces Clustering* (BVSC) : 11 acquisitions successives.

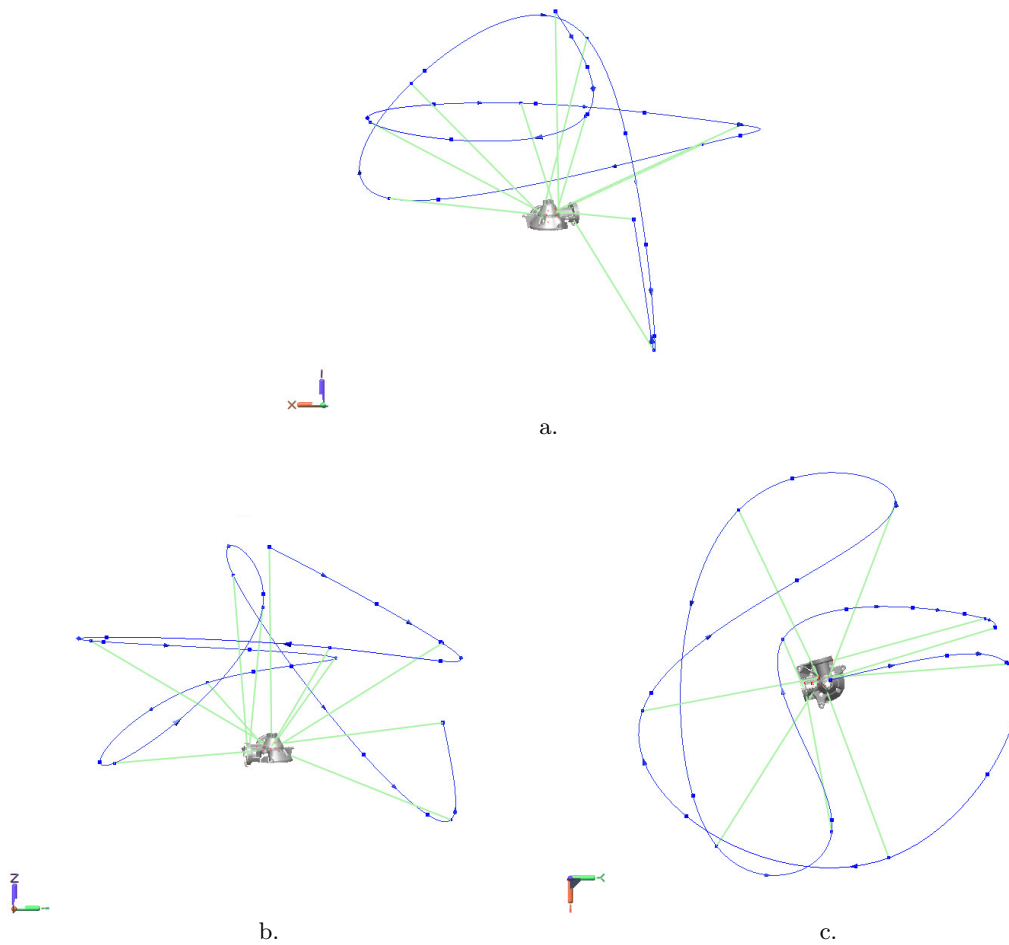


FIGURE 4.29 – Trajectoire du scanner durant la numérisation avec la méthode *Barely Visible Surfaces Clustering* (BVSC) : a. Vue XZ b. Vue YZ c. Vue XY.

La deuxième méthode *Orientation Clustering* (OC) calcule un ensemble de NBVs potentielles ce qui permet de gérer les limitations physiques du système de numérisation. Cette méthode assure une reconstruction progressive de la surface de l'objet en déplaçant efficacement le scanner et garantit une répartition plus homogène des positions d'acquisitions autour de l'objet. En revanche, cette approche reste limitée lorsqu'il s'agit de numériser des objets complexes. Pour surmonter ces limitations, nous avons présenté la méthode *Barely Visible Surfaces Clustering* (BVSC) qui assure, en plus des avantages de la méthode OC, une meilleure gestion des occultations grâce à une étape de vérification de la visibilité des données acquises. Cette méthode garantit un taux de couverture élevé pour des objets ayant différents niveaux de complexité.

L'implantation des méthodes *Bounding Box* et BVSC sur notre cellule de numérisation met en évidence la limitation principale de l'approche Bounding Box qui consiste en l'absence de gestion des configurations inaccessibles. Certaines configurations sont inatteignables ce qui mène à l'apparition de trous dans le modèle final de l'objet. Cependant, la méthode BVSC assure une reconstruction progressive et intelligente du modèle 3D de l'objet en déplaçant

efficacement le scanner. En dépit d'un nombre réduit de vues, cette méthode assure un taux de couverture très élevé (supérieur à 95 %).

La comparaison des résultats obtenus par les méthodes développées avec la numérisation manuelle montre l'efficacité et la rapidité de nos algorithmes. Le temps d'acquisition est fortement réduit et un maximum de couverture est assuré. Ces méthodes permettent d'obtenir des modèles quasiment complet. Les données manquantes peuvent être complétées facilement par solution logicielle (interpolation).

Chapitre 5

Conclusions et perspectives

5.1 Conclusions

Les travaux développés au cours de cette thèse ont permis de contribuer à la définition de nouvelles stratégies de numérisation 3D d'objets complexes sans connaissance a priori de leurs formes. Nous nous sommes focalisés sur l'automatisation de ce processus afin d'alléger son coût humain et matériel et de réduire l'influence de l'expertise humaine lors de la définition de la stratégie de numérisation. Nous nous sommes inspirés de l'approche humaine lors de la découverte d'objet inconnu qui se résume à le tourner progressivement afin d'identifier ses différentes parties et remonter ensuite au modèle complet.

Nous avons mené une étude sur les solutions de numérisation automatique en milieu industriel. Nous nous sommes rendu compte que les solutions proposées ne sont que *semi-automatiques* car elles sont basées sur une approche d'apprentissage. L'intervention humaine reste très significative puisque c'est l'opérateur qui définit les positions de numérisations. L'automatisation se résume alors à l'exécution en boucle du scénario de mesure prédéfini.

Un état de l'art des méthodes automatique de numérisation 3D montre que de nombreuses méthodes ont été développées en laboratoire mais n'ont pas été transférées en industrie. La numérisation 3D automatique est limitée à la planification automatique des vues (*Next Best View planning*). Cependant, cette phase importante ne constitue qu'une phase du processus global de la numérisation 3D. Avant de penser à développer nos propres algorithmes de planifications de vues, nous nous sommes concentrés sur la définition de l'architecture globale d'un procédé générique de numérisation 3D. Le travail consistait à définir les phases clés d'un tel procédé et d'étudier la coordination de leur fonctionnement. L'aspect générique du procédé impose que les tâches associées à chaque sous-processus soient indépendantes entre elles. Nous avons également présenté une exploitation possible de ce procédé dans le cas d'une cellule de numérisation robotisée.

Pour mettre en valeur le comportement des approches de planification de vues développées, nous avons également essayé d'apporter une définition claire à la notion de complexité

de formes 3D dans le contexte particulier de la numérisation 3D. La littérature montre que plusieurs paramètres interviennent pour la définition de la complexité, à savoir la symétrie de la forme, la courbure et nombre de parties élémentaires. Ceci nous a permis de caractériser nos objets tests.

Une fois ce travail effectué, nous avons mené ce travail jusqu'à la proposition de trois méthodes de planification de vues automatiques et intelligentes. La première méthode est une approche simple et naïve basée sur la génération d'un ensemble de points de vues générés par échantillonnage régulier de son enveloppe englobante. Cette méthode conduit à de très bons résultats en terme de couverture de la surface mais nécessite plusieurs heuristiques (nombre d'acquisition, définition arbitraire de la trajectoire, etc.). La mise en pratique de cette approche a montré qu'elle ne tient pas compte des limitations physiques du système de positionnement puisqu'elle ne fournit qu'une seule NBV à chaque itération.

La deuxième méthode *Orientation Clustering (OC)* constitue une solution au problème de gestion de positions inaccessibles. Celle-ci 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, ici le *Mean Shift*, pour définir les candidats à la NBV. Afin d'assurer un maximum de couverture de la surface de l'objet et d'explorer de nouvelles données, un poids est attribué à chaque vue selon l'orientation de ses descripteurs. Cette méthode assure une reconstruction progressive du modèle de l'objet avec un taux de complétude très élevé et en déplaçant le scanner efficacement. En revanche, les résultats obtenus ont montré que le taux de couverture des objets complexes est relativement faibles. Ceci est dû à l'absence d'une gestion des occultations causées par la présence de cavités dans l'objet.

Pour résoudre ce problème, nous avons proposé la méthode *Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)*. Cette approche imite le comportement humain lors de la découverte de nouveaux objets. Nous avons tous tendance à explorer les parties de l'objet qui figurent dans la limite de notre champs de visibilité ce qui implique que les nouvelles informations sont recherchées en se focalisant sur les bords. Pour notre approche, nous analysons, en plus des bords, les données qui s'inscrivent bien dans le champ de vue du capteur. Pour cela, nous complétons la visibilité angulaire par une vérification de la visibilité avec le *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'application du *Mean shift* permet de définir un ensemble de candidats pour la NBV. La vue qui permet d'explorer un maximum de surfaces moyennement visibles est désignée NBV. Nous avons également introduit une contrainte de distance entre les positions d'acquisitions pour garantir une répartition spatiale homogène des points de vue. Les résultats de simulations et expérimentaux ont prouvés l'efficacité et la robustesse de notre approche pour tous les niveaux de complexité d'objets. Le nombre d'acquisitions est

significativement réduit sans pénaliser sa capacité à assurer un maximum de couverture de la surface. Le scanner est déplacé efficacement tout en imitant l'approche humaine.

L'avantage commun de nos méthodes de planification de vue est qu'elles sont génériques. En effet, aucune restriction sur le système d'acquisition n'est imposée. Tout ce dont on a besoin à chaque étape du processus est un nuage de points. Le choix de ne pas intégrer les paramètres du scanner dans notre planificateur de vue rend nos méthodes applicables à tous types de scanners. Par exemple, le scanner à projection de franges peut être remplacé par un scanner laser ligne à balayage.

Le prototype développé au cours de cette thèse est aujourd'hui opérationnel et utilisé par la société *Vecteo*.

5.2 Perspectives

Les travaux réalisés au cours de cette thèse doivent être considérés comme un pas vers l'automatisation du processus de numérisation 3D. Plusieurs améliorations possibles peuvent être apportées. La première consiste à l'introduction de méthodes d'optimisation pour la planification de mouvement.

La deuxième possible concerne la phase d'initialisation du procédé générique. La présence de caméra dans le capteur de mesure peut servir, en plus de la localisation de l'objet dans la scène, à la définition de stratégie de mesure à utiliser. En effet, une étude de la complexité de la forme de l'objet peut être effectuée en même temps que le *Shape from Silhouette* en intégrant des méthodes de complexité 2D [135] [160]. Ainsi, le système pourrait adapter la stratégie de mesure en fonction de l'étude de complexité : pour des objets simples choisir la *Bounding Box*, pour des objets moyennement complexe, choisir le *l'OC* et pour des objets complexes adopter la *BVSC*.

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* telles que *DBSCAN* (*Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise*) [161] et *DENCLUE* (*DENsity-based CLUstEring*) [162] connues par leur robustesse et leur moindre sensibilité aux données bruitées.

Indépendamment des développements liés aux améliorations des travaux proposés, il est possible d'envisager d'autres applications de ce travail de thèse. 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, [68] [69] [70] [71] [72] [73], 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). La planification de la NBV sera globalement identique à celles développées au cours de cette thèse mais nécessite quelques adaptations. Dans ce cas, l'hypothèse que l'objet entier est dans le champ de vision du capteur n'est pas valide. Ainsi, le recalage des données ne peut pas être assuré par un algorithme de type *ICP*. En plus, les données acquises ne suffisent pas à elles seules de prédire les collisions. Par conséquent, de nouvelles stratégies d'évitement de collisions et d'obstacles doivent être introduites. 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 et de celles du système utilisé dans notre application. Par conséquent, de nouvelles contraintes doivent être introduites telles que les contraintes de stabilité [163] [34] et les contraintes physiques (degrés de liberté) pour l'évaluation des vues suivantes.

5.3 Production scientifique

Ces travaux ont donné lieu à de nombreuses publications :

Revues :

- "*An efficient method for fully automatic 3D digitization of unknown objects*", Souhaïel KHALFAOUI, Ralph SEULIN, Yohan FOUGEROLLE, David FOFI, Computers In Industry – Elsevier Science Journal, 2012 (soumis)
- "*Orientation clustering for next best view planning*", Souhaïel KHALFAOUI, Ralph SEULIN, Yohan FOUGEROLLE, David FOFI, Special Issue of IET Computer Vision, 2012 (soumis)

Conférences internationales :

- "*Fully automatic 3D digitization of unknown objects using progressive data bounding box*", Souhaïel KHALFAOUI, Antoine AIGUEPERSE, Ralph SEULIN, Yohan FOUGEROLLE, David FOFI, SPIE Electronic Imaging, San Francisco, January 2012

Conférences nationales :

- "*Numérisation 3D intelligente : deux algorithmes automatiques et progressifs*", Souhaïel KHALFAOUI, Ralph SEULIN, David FOFI, Yohan FOUGEROLLE, Congrès de jeunes chercheurs en vision par ordinateur, ORASIS, Praz-sur-Arly, France, 06 2011

Workshops internationaux :

- "*View planning approach for automatic 3D digitization of unknown objects*", Souhaïel KHALFAOUI, Ralph SEULIN, Yohan FOUGEROLLE, David FOFI, QU3ST - 2.5D Sensing Technologies in Motion : The Quest for 3D, in conjunction with the 12th European Conference

on Computer Vision, Firenze, Italy, October 2012

Workshops nationaux :

- "*Algorithmes automatiques et progressifs pour la numérisation 3D intelligente*", Souhail KHALFAOUI, Ralph SEULIN, David FOFI, Yohan FOUGEROLLE, Forum des jeunes chercheurs, FJC, Dijon, France, 06 2011
- "*Numérisation 3D Automatique et Progressive*", Souhail KHALFAOUI, Ralph SEULIN, Yohan FOUGEROLLE, David FOFI, Journées GDR ISIS - Thème D - Action 3D "De l'acquisition à la compression des objets 3D", Porquerolles, France, Avril 2011
- "*Vers une automatisation de la production de modèles 3D par numérisation 3D*", Ralph SEULIN, Souhail KHALFAOUI, Yohan FOUGEROLLE, David FOFI, Journées GDR ISIS - Thème D - Action 3D "De l'acquisition à la compression des objets 3D : un état des lieux en 2010", 27 Mai 2010

Brevets :

- "*Procédé générique pour la numérisation 3D automatique et intelligente*", Souhail KHALFAOUI, Antoine AIGUEPERSE, Ralph SEULIN, Yohan FOUGEROLLE, David FOFI, Mickael PROVOST, 1260835, 14 Novembre 2012

Annexe A

Modélisation géométrique du robot

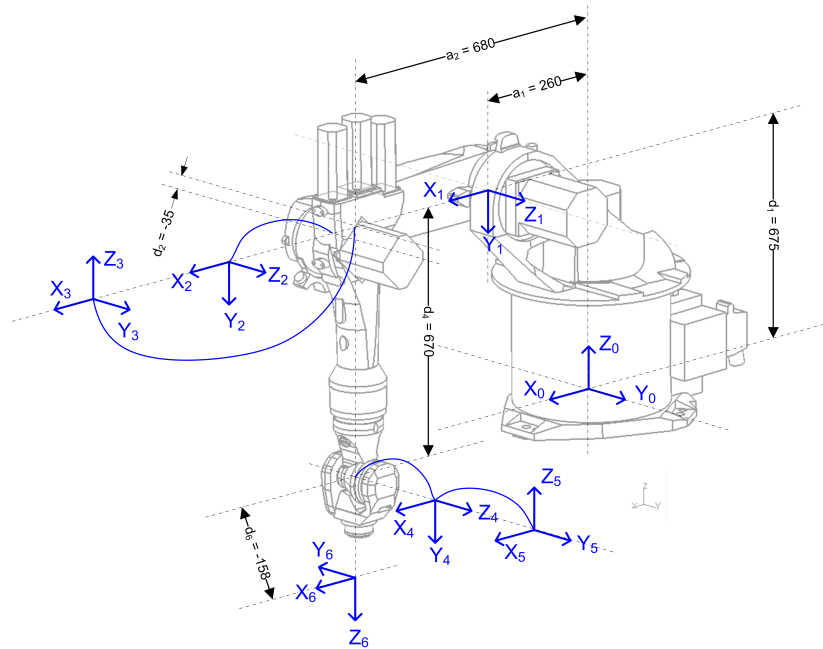


FIGURE A.1 – Modélisation du robot Kuka KR16.

i	θ	d in mm	a in mm	α in rad
1	q_1	675	260	$-\pi/2$
2	q_2	0	680	0
3	q_3	0	-35	$\pi/2$
4	q_4	-670	0	$-\pi/2$
5	q_5	0	0	$\pi/2$
6	q_6	-158	0	π

TABLE A.1 – Les paramètres de *Denavit-Hartenberg (DH)* du robot Kuka KR16.

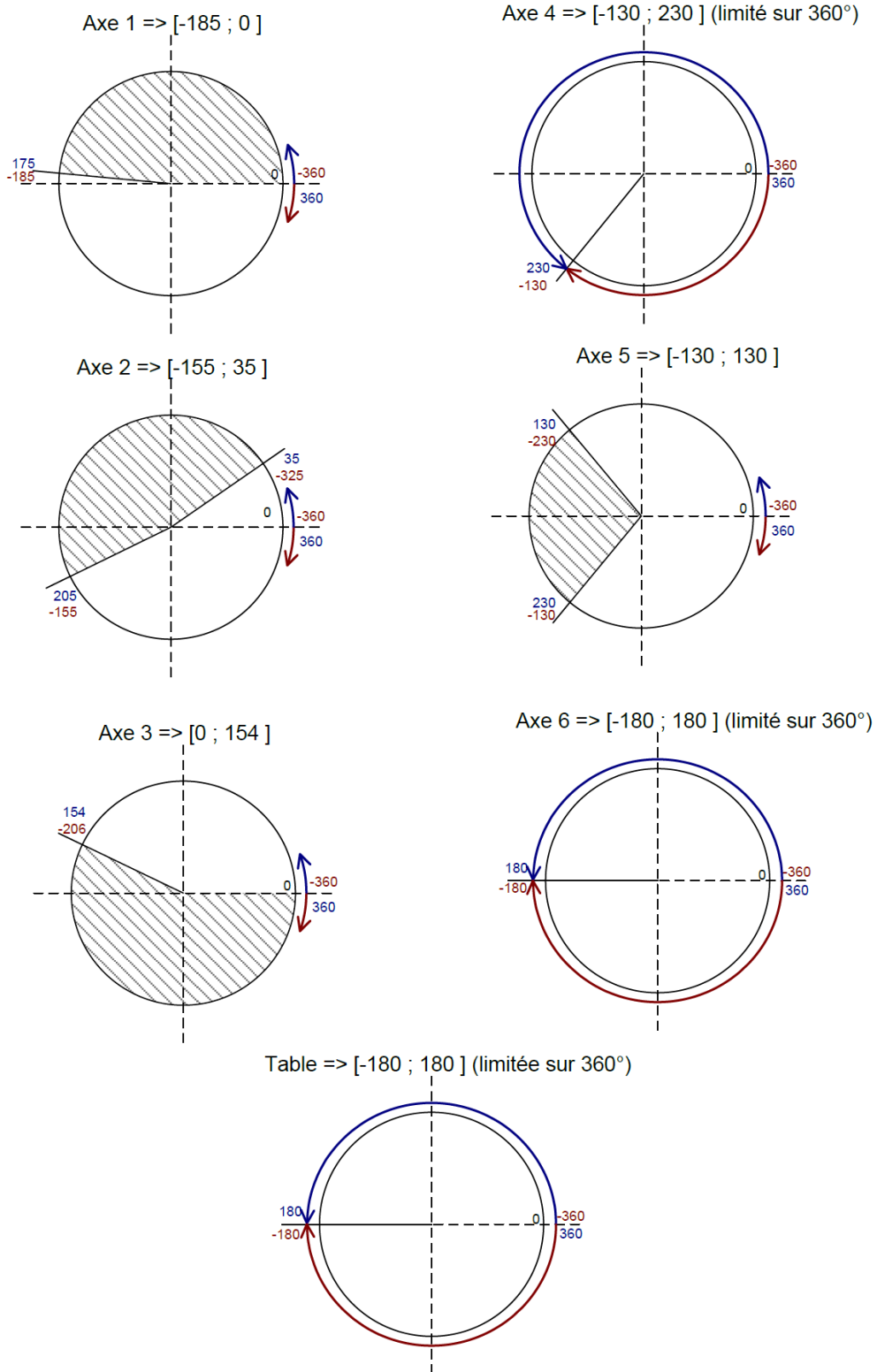


FIGURE A.2 – Limitations des articulations du robot et de la table tournante.

Annexe B

Génération de poses de numérisation par la méthode Bounding Box

Dans le cas où la boîte englobante est un parallélépipède rectangle (voir figure B.1), les cibles sont les centres des faces ($\theta = \pi/2$), les milieux des arêtes ($\theta = \pi/4$ ou $\theta = 3\pi/4$) et les sommets ($\theta = \pi/4$).

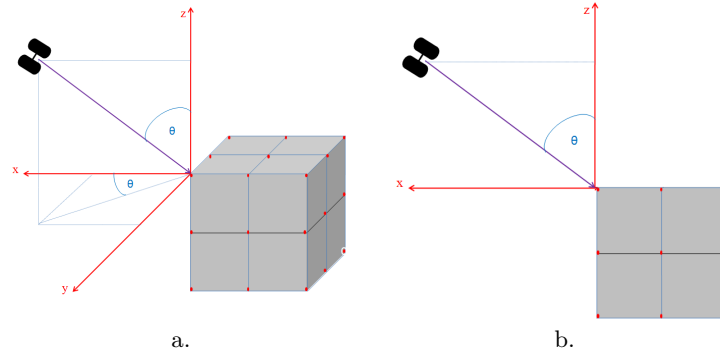


FIGURE B.1 – Détermination de la position du scanner : a. Le point visé est un sommet. b. Le point visé est le milieu d'une arête.

Quand la boîte englobante est une sphère, les points de vues sont définis par échantillonnage régulier de cette enveloppe. Comme illustré dans la figure B.2, les coordonnées (x_i, y_i, z_i) d'un point cible P_i de la sphère sont définies telles que :

$$\begin{cases} x_i = x_{o,i} + \rho_i \cos(\theta_i) \sin(\varphi_i) \\ y_i = y_{o,i} + \rho_i \sin(\theta_i) \sin(\varphi_i) \\ z_i = z_{o,i} + \rho_i \cos(\varphi_i) \end{cases} \quad (\text{B.1})$$

où :

- ρ_i est le rayon de la sphère à la $i^{\text{ème}}$ acquisition .
- $(x_{o,i}, y_{o,i}, z_{o,i})$ sont les coordonnées du centre de masse des données acquises jusqu'à la

$i^{\text{ème}}$ étape.

- $\theta_i = i \frac{2\pi m}{n-1}$ est la longitude. m désigne le nombre de tours autour de l'objet.
- $\varphi_i = i \frac{\pi}{n-1}$ est la colatitude.

Le scanner est ensuite positionné selon l'axe $(O_i P_i)$ et à une distance d (par rapport au point P_i) qui respecte ses paramètres intrinsèques (distance de travail, champ de vue).

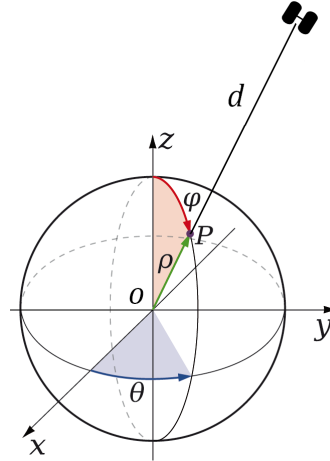


FIGURE B.2 – Détermination des points de vues à partir des coordonnées sphériques.

Dans le cas où la boîte englobante est un cylindre, les coordonnées du point visé P_i sont :

$$\begin{cases} x_i = x_{o,i} + r_i \cos(\theta_i) \\ y_i = y_{o,i} + r_i \sin(\theta_i) \\ z_i = z_{o,i} + i \frac{h}{n-1} \end{cases} \quad (\text{B.2})$$

où r_i et h sont respectivement le rayon du cylindre et son hauteur.

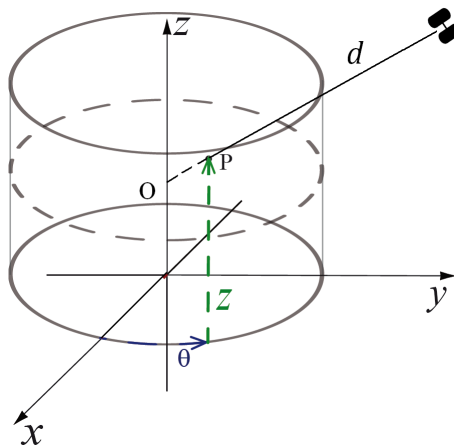
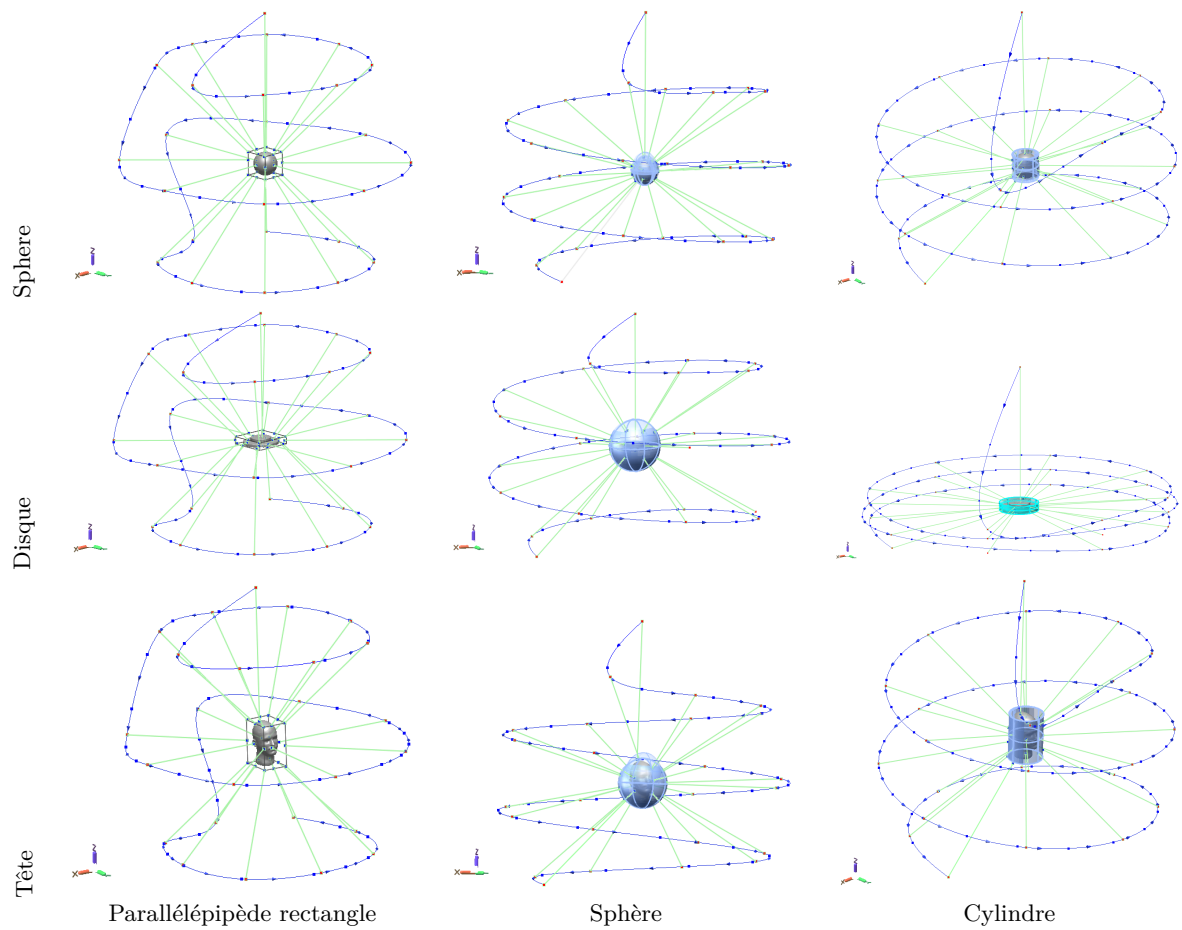
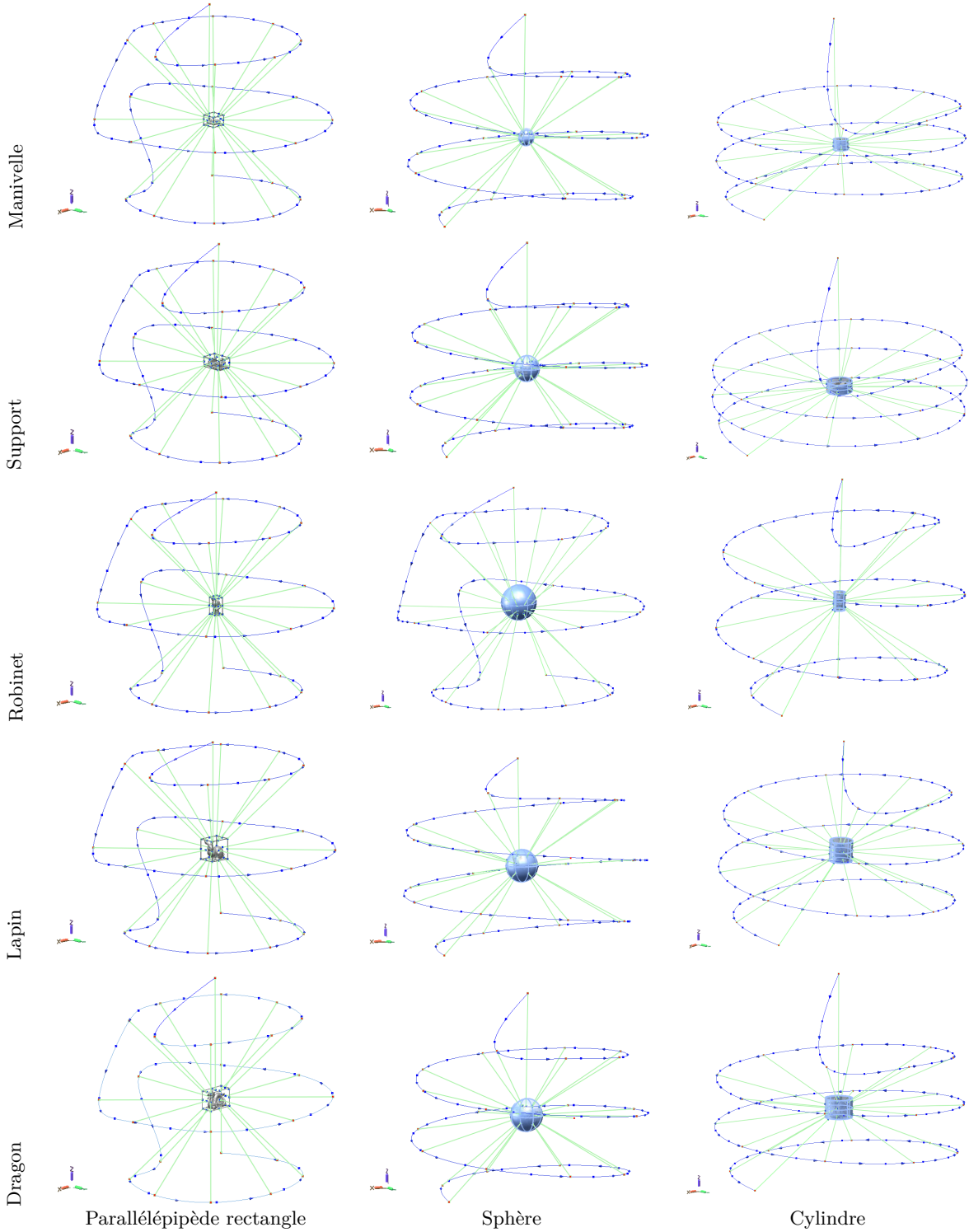


FIGURE B.3 – Détermination des points de vues pour une boîte englobante cylindrique.

Annexe C

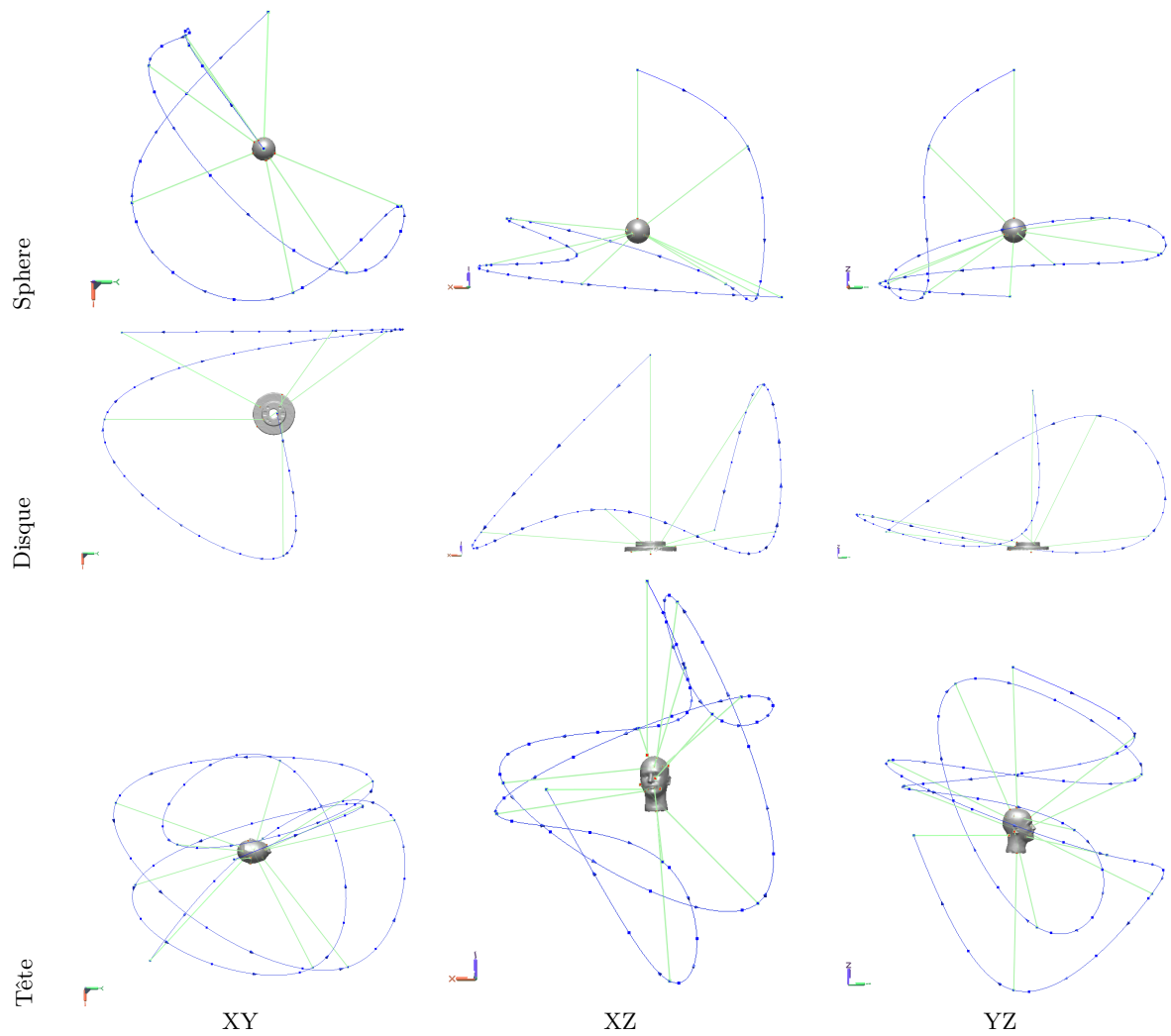
Trajectoires du scanner : Bounding Box

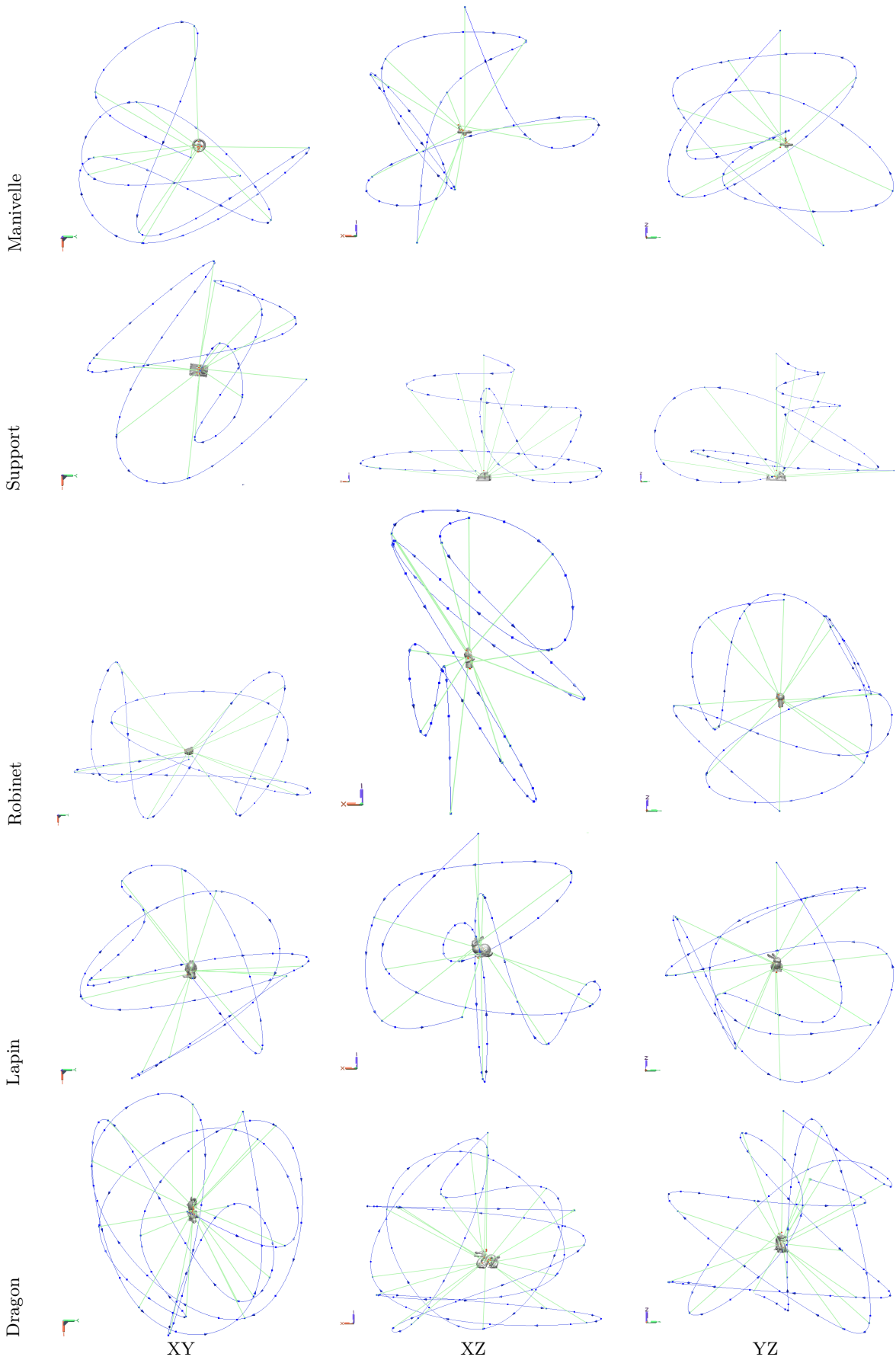




Annexe D

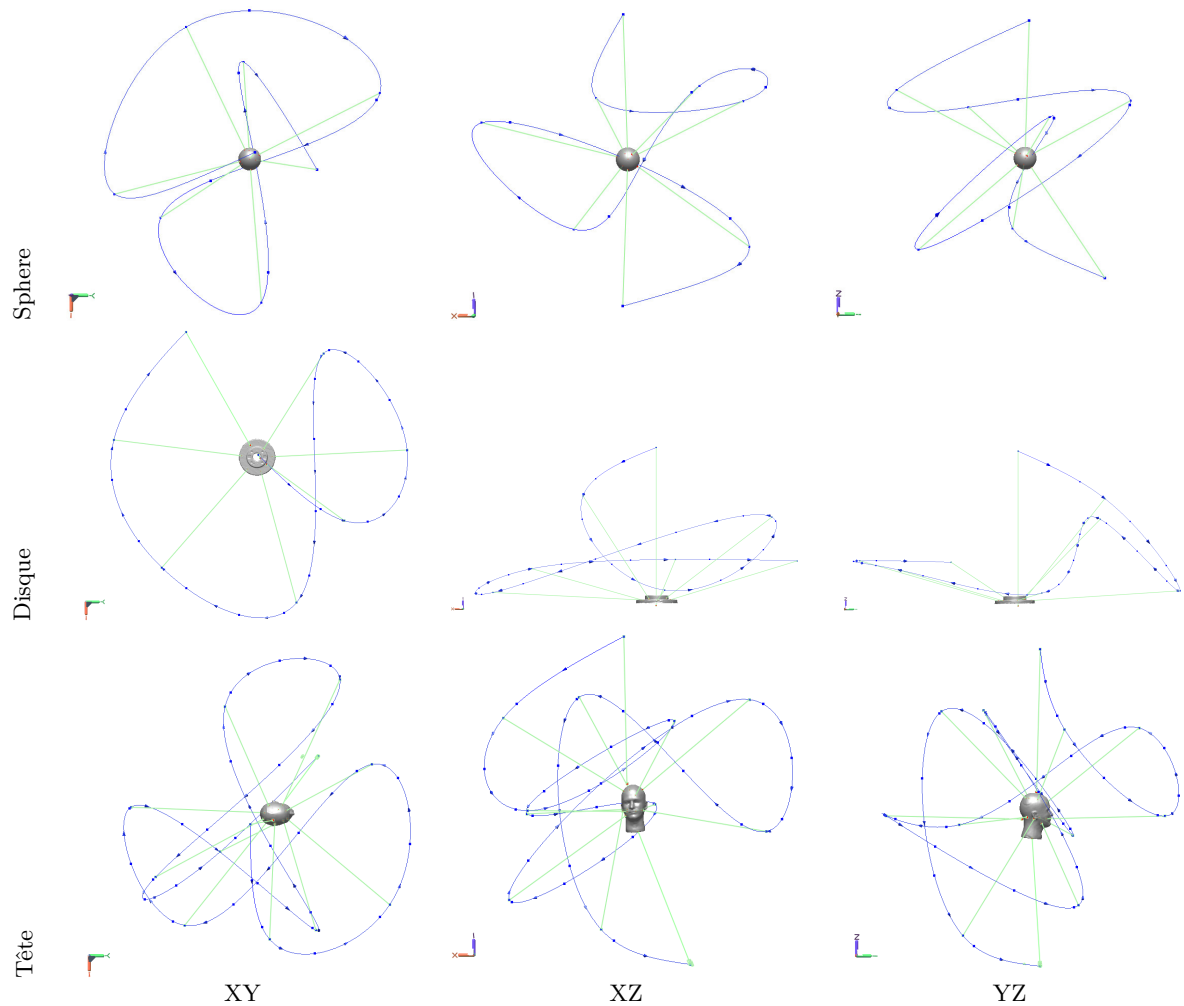
Trajectoires du scanner : Orientation Clustering (OC)

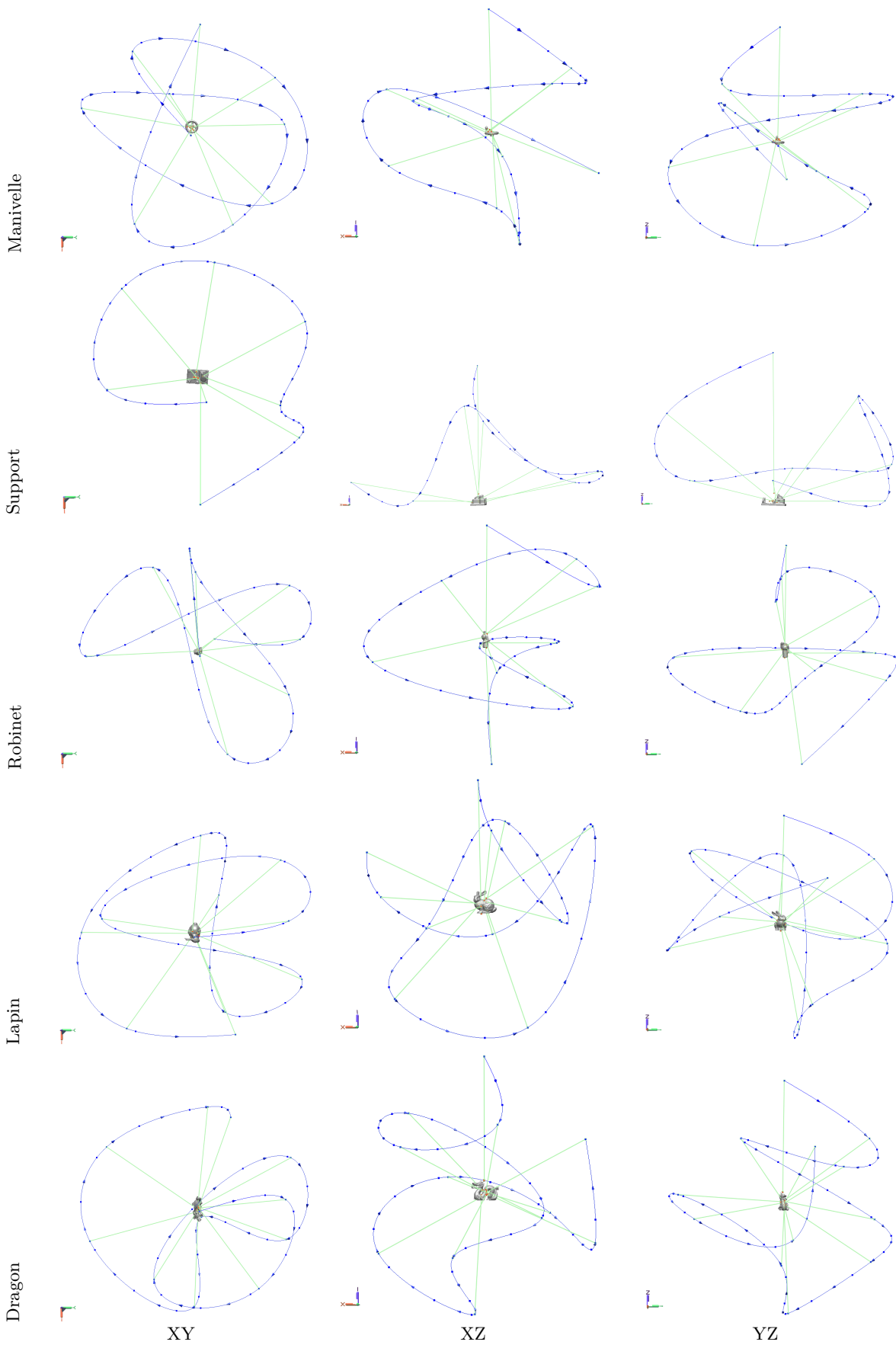




Annexe E

Trajectoires du scanner : Barely Visible Surfaces Clustering (BVSC)





Bibliographie

- [1] G. Lauvaux, *La réalisation d'œuvres d'art par prototypage rapide avec le procédé de Stratoconception®*. PhD thesis, I.F.T.S Institut de Formation Technique Supérieur-URCA, 2005.
- [2] “Programme national de numérisation 3D du patrimoine : <http://www.map.archi.fr/3d-monuments/>.”
- [3] P. A. Goumot, P. De Funes, B. Medioni, and B. Mesurolle, “Deux ans d’utilisation des capteurs E.R.L.M. (FUJI) 2ème génération dans un cabinet de diagnostic individuel spécialisé en pathologie mammaire,” *Le Sein* **13**(1), pp. 23–31, 2003.
- [4] Mediclinic, “Utilisation de la numérisation 3D en chirurgie réparatrice, <http://www.mediclinic.eu/fr/plastische-chirurgie-informatie-3d-scanner.php>,” 2011.
- [5] R. Touzard, “CFAO numérisation 3D, <http://www.orthopedie-generale.com/>,” 2011.
- [6] Laboratoire orthodontic’s, “Utilisation de la numérisation 3D en orthodontie, <http://labo-orthodontics.fr/photo-appareil-orthodontie-odf-laboratoire-numerisation-3d.htm>,” 2011.
- [7] Nikon Metrology NV, “Nikon LC15Dx scanner closes the gap with tactile probe accuracy, <http://www.nikonmetrology.com/>,” 2012.
- [8] KONICA MINOLTA, “Range 7 3D laser scanner, <http://sensing.konicaminolta.us/products/range-7-3d-laser-scanner/>,” 2012.
- [9] CREAFORM, “Scanners sur MMT optique : Metrascan 3D, <http://www.creaform3d.com/fr/solutions-de-metrologie/scanners-sur-mmt-optique-metrascan-3d>,” 2012.
- [10] J.-A. Beraldin, F. Blais, L. Cournoyer, G. Godin, and M. Rioux, “Active 3D sensing,” in *Modelli E Metodi Per Lo Studio E La Conservazione Dell Architettura Storica*, **10**, pp. 22–46, (Pisa, Italie), 2000.
- [11] Steinbichler, “Steinbichler Comet 5, <http://www.steinbichler.com/products/surface-scanning/3d-digitizing/comet-5.html>,” 2012.
- [12] Breuckmann, “StereoSCAN 3D, <http://www.breuckmann.com/en/industry-technology/products/stereoscan.html>,” 2012.
- [13] Leica, “Leica ScanStation C10, <http://www.leica-geosystems.fr/fr/leica-scanstation-c10-79411.htm>,” 2012.

- [14] Trimble, “Trimble FX 3D Scanner, <http://www.trimble.com/trimble-fx-3d-scanner.aspx>,” 2012.
- [15] Faro, “Faro Focus 3D, <http://www.faro.com/focus/fr>,” 2012.
- [16] Z+F, “Z+F IMAGER 5010, 3D Laser scanner, <http://www.zf-laser.com/z-f-imager-5010-3d>,” 2012.
- [17] B. Loriot, *Automatisation de l’Acquisition et des Post-traitements en Numérisation 3D*. PhD thesis, Laboratoire d’Electronique, Informatique et Image, Université de Bourgogne, Mars 2009.
- [18] Kallisto, “Scanner 3D Z-Snapper de Vialux, <http://www.kallisto.net/zsnapper-vialux.html>,” 2011.
- [19] Y. Bokhabrine, R. Seulin, L. F. C. Lew Yan Voon, P. Gorria, G. Girardin, M. Gomez, and D. Jobard, “3D characterization of hot metallic shells during industrial forging,” *Mach. Vision Appl.* **23**, pp. 417–425, May 2012.
- [20] Nikon Metrology NV, “Scanning Laser MMT, <http://www.nikonmetrology.com/>,” 2010.
- [21] KUKA, “Robot KUKA KR 30, <http://www.kuka-robotics.com>,” 2012.
- [22] Kreon, “Bras Kreon Baces, <http://www.kreon.fr/baces/>,” 2012.
- [23] Steinbichler, “<http://www.steinbichler.com/products/surface-scanning/3d-digitizing/t-track-cs.html>,” 2012.
- [24] Leica Geosystems, “Leica Absolute Tracker AT901, <http://www.leica-geosystems.fr/>,” 2012.
- [25] Steinbichler, “Steinbichler Comet 5 accessories, <http://www.steinbichler.com/>,” 2012.
- [26] KUKA, “Rotary table KUKA DKP-400, <http://www.directindustry.com/prod/kuka-roboter/2-axis-positioning-systems-17587-416978.html>,” 2012.
- [27] A. Professional, “Cellule d’inspection GOM ATOS, <http://www.gom.com/fr/logiciel-3d/atos-professional.html>,” 2012.
- [28] A. Professional, “ATOS ScanBox - Optical 3D Measuring Machine, <http://www.gom.com/fr/systemes-de-mesure/apercu-systeme/atos-scanbox.html>,” 2012.
- [29] M. K. Reed, *Solid Model Acquisition from Range Imagery*. PhD thesis, Columbia University, 1998.
- [30] N. A. Massios and R. B. Fisher, “A best next view selection algorithm incorporating a quality criterion,” in *Proceedings of British Machine Vision Conference (BMVC), Southampton, UK, 1998*, 1998.
- [31] C. Munkelt, J. Denzler, and P. Kuhmstedt, “Incorporation of a-priori information in planning the next best view,” in *Proceedings of the ISPRS Commission V Symposium ‘Image Engineering and Vision Metrology’*, pp. 261–268, (Aachen), November 2006.

- [32] M. Krainin, B. Curless, and D. Fox, “Autonomous generation of complete 3D object models using next best view manipulation planning,” in *ICRA*, pp. 5031–5037, IEEE, 2011.
- [33] C. Mehdi-Souzani, *Numérisation 3D intelligente d’objets de formes inconnues basée sur des critères de qualité*. PhD thesis, Laboratoire Universitaire de Recherche Production Automatisée, Ecole Normale Supérieure de Cachan, Juin 2006.
- [34] T. Foissotte, O. Stasse, A. Escande, and A. Kheddar, “A next-best-view algorithm for autonomous 3D object modeling by a humanoid robot,” in *8th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 333–338, 2008.
- [35] J. Maver and R. Bajcsy, “Occlusions as a guide for planning the next view,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **15**(5), pp. 417–433, 1993.
- [36] G. Olague and R. Mohr, “Optimal camera placement for accurate reconstruction,” *Pattern Recognition* **35**, pp. 927–944, Apr. 2002.
- [37] G. Olague, *Planification du placement de caméras pour des mesures 3D de précision*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, Octobre 1998.
- [38] R. Pito, “A solution to the next best view problem for automated surface acquisition,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **21**, pp. 1016–1030, 1999.
- [39] X. Yuan, “A mechanism of automatic 3D object modeling,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **17**(3), pp. 307–311, 1995.
- [40] B. Loriot, R. Seulin, and P. Gorria, “Non-model based method for an automation of 3D acquisition and post-processing,” *Electronics Letters on Computer Vision and Analysis* **7**(3), pp. 67–82, 2008.
- [41] K. Kriegel, T. Bodenmüller, M. Suppa, and G. Hirzinger, “A Surface-Based Next-Best-view approach for automated 3D model completion of unknown objects,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2011.
- [42] B. Michoud, *Reconstruction 3D à partir de séquences vidéo pour l’acquisition du mouvement de personnages en temps réel et sans marqueur*. Thèse de doctorat en informatique, Université Claude Bernard Lyon 1, Oct. 2009.
- [43] O. Khatib, “Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots,” *International Journal of Robotics Research* **5**, pp. 90–98, Apr. 1986.
- [44] J. P. Laumond, P. E. Jacobs, M. Taix, and R. M. Murray, “A motion planner for nonholonomic mobile robots,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **10**, pp. 577–593, Oct. 1994.
- [45] S. Gottschalk, M. C. Lin, and D. Manocha, “OBB-tree : a hierarchical structure for rapid interference detection,” in *Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH ’96*, pp. 171–180, ACM, 1996.
- [46] D. Eberly, “Dynamic collision detection using oriented bounding boxes,” tech. rep., 2001.

- [47] L. Kavraki, P. Svestka, J. Latombe, and M. Overmars, "Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, p. 566–580, 1996.
- [48] S. R. Sukumar, A. F. Koschan, and M. A. Abidi, "Towards understanding what makes 3D objects appear simple or complex," *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Sixth IEEE Workshop on Perceptual Organization in Computer Vision (POCV)*, 2008.
- [49] S. Sukumar, D. Page, A. Gribok, A. Koschan, and M. Abidi, "Shape measure for identifying perceptually informative parts of 3d objects," in *Proceedings of the Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission (3DPVT'06)*, pp. 679–686, IEEE Computer Society, (Washington, DC, USA), 2006.
- [50] Imaging, Robotics, and Intelligent Systems Laboratory, "The 3D Database, <http://i-maging.utk.edu>," 2003.
- [51] R. Lepage, F. Prieto, N. Gregoire, T. Redarce, D. Lavigne, and S. Dore, "Inspection automatisée de pièces manufacturées," in *3ème conférence internationale sur l'automatisation industrielle*, (Montreal), 1999.
- [52] S. She, R. Lotufo, T. Berger, A. Wasowski, and K. Czarnecki, "Reverse engineering feature models," in *ICSE*, pp. 461–470, 2011.
- [53] A. Bajard, *Numérisation 3D de surfaces métalliques spéculaires par imagerie infrarouge*. PhD thesis, Laboratoire Le2i, Université de Bourgogne.
- [54] P. J. Besl, "Active optical range imaging sensors," *Machine Vision and Applications* **1**, pp. 127–152, Apr. 1988.
- [55] J. Salvi, J. Pagès, and J. Batlle, "Pattern codification strategies in structured light systems," *Journal of Pattern Recognition* **37**, pp. 827–849, April 2004.
- [56] N. Haala and C. Brenner, "Generation of 3D city models from airborne laser scanning data," in *Proceedings EARSEL workshop on LIDAR remote sensing on land and sea*, pp. 105–112, 1997.
- [57] R. Li, T. Luo, and H. Zha, "3D digitization and its applications in cultural heritage," in *EuroMed*, pp. 381–388, 2010.
- [58] M.-C. Amann, T. Bosch, M. Lescure, R. Myllylä, and M. Rioux, "Laser ranging : a critical review of usual techniques for distance measurement," *Optical Engineering* **40**(1), pp. 10–19, 2001.
- [59] K. Määttä, J. Kostamovaara, and R. Myllylä, "Profiling of hot surfaces by pulsed time-of-flight laser range finder techniques," *Applied Optics* **32**, pp. 5334–5347, Sep 1993.
- [60] T. Bosch and M. Lescure, "Crosstalk analysis of 1 m to 10 m laser phase-shift range finder," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* **46**, pp. 1224–1228, Dec. 1997.
- [61] S. Poujouly and B. A. Journet, "Laser range-finding by phase-shift measurement : moving toward smart systems," *In Proceeding of Machine Vision and Three-Dimensional Imaging Systems for Inspection and Metrology SPIE* **152**(4189), pp. 152–160, 2001.

- [62] “Etat de l’art des technologies de numérisation 3D, Rapport d’étude technique réalisé pour la société VECTEO,” tech. rep., Laboratoire Le2i - Département Vision, Octobre 2011.
- [63] INSAVALOR, “Intercomparaison de moyens de contrôle 3D de pièces de moyenne ou petite taille,” tech. rep., 2009.
- [64] Laboratoire national de métrologie LNE, “Intercomparaison de moyens optiques de contrôle dimensionnel grandes dimensions,” tech. rep., 2006.
- [65] Steinbichler, “3D digitization cell Robot Scan 1200, <http://www.conzept.net/>,” 2012.
- [66] “Cahier des charges d’une solution de production automatisée de modèles 3D par numérisation 3D, Rapport d’étude technique réalisé pour la société VECTEO,” tech. rep., Laboratoire Le2i - Département Vision, Octobre 2011.
- [67] “Etude de faisabilité technique d’un démonstrateur de numérisation 3D automatisée, Rapport d’étude technique réalisé pour la société VECTEO,” tech. rep., Laboratoire Le2i - Département Vision, Novembre 2011.
- [68] C. Cowan and P. Kovesi, “Automatic sensor placement from vision task requirements,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **10**, pp. 407–416, 1988.
- [69] K. Tarabanis, R. Y. Tsai, and P. K. Allen, “Overview of the MVP sensor planning system for robotic vision tasks,” pp. 285–293, 1992.
- [70] G. H. Tarbox and S. N. Gottschlich, “Ivis : an integrated volumetric inspection system,” *Comput. Vis. Image Underst.* **61**, pp. 430–444, May 1995.
- [71] F. Prieto, *Apport des capteurs 3D sans contact*. PhD thesis, Université du Québec, Montréal, 2000.
- [72] R. S. C. E. B. A. Derigent, W. and G. Ris, “3D digitising strategy planning approach based on cad model,” *Journal of Computing and Information Science In Engineering* **7**, pp. 10–19, 2007.
- [73] M. Mahmud, D. Joannic, M. Roy, A. Isheil, and J.-F. Fontaine, “3D part inspection path planning of a laser scanner with control on the uncertainty,” *Comput. Aided Des.* **43**, pp. 345–355, Apr. 2011.
- [74] T. S. Newman and A. K. Jain, “A survey of automated visual inspection,” *Comput. Vis. Image Underst.* **61**, pp. 231–262, Mar. 1995.
- [75] K. A. Tarabanis, P. K. Allen, and R. Y. Tsai, “A survey of sensor planning in computer vision,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **11**(1), pp. 86–104, 1995.
- [76] W. R. Scott, G. Roth, and J.-F. Rivest, “View planning for automated three-dimensional object reconstruction and inspection,” *ACM Computing Surveys* **35**(1), pp. 64–96, 2003.
- [77] S. Chen, Y. F. Li, J. Zhang, and W. Wang, *Active Sensor Planning for Multiview Vision Tasks*, Springer Publishing Company, Incorporated, 1st ed., 2008.

- [78] C. I. Connolly, "The determination of next best views," in *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*, **2**, pp. 432–435, IEEE Computer Society, (St. Louis, Mo., USA), March 25-28 1985.
- [79] B. Abidi, "Automatic sensor placement," in *SPIE Conf. on Intelligent Robots and Computer Vision XIV*, **2588**, pp. 387–398, (Philadelphia, PA.), October 1995.
- [80] C. E. Shannon, "A mathematical theory of communication," *The Bell System Technical Journal* **27**, p. 379–423, 1948.
- [81] J. E. Banta, Y. Zhien, X. Z. Wang, G. Zhang, M. T. Smith, and M. A. Abidi, "A "best-next-view" algorithm for three-dimensional scene reconstruction using range images," in *In Intel. Robotics and Comp. Vision XIV session of Intel. Sys. and Advamced Manufacturing Symp. SPIE*, pp. 418–29, 1995.
- [82] B. Curless and M. Levoy, "A volumetric method for building complex models from range images," in *Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH '96*, pp. 303–312, ACM, (New York, NY, USA), 1996.
- [83] M. Soucy and D. Laurendeau, "A general surface approach to the integration of a set of range views," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **17**, pp. 344–358, 1995.
- [84] G. Turk and M. Levoy, "Zippered polygon meshes from range images," in *Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH '94*, pp. 311–318, ACM, (New York, NY, USA), 1994.
- [85] G. Walck and M. Drouin, "Progressive 3D Construction of Unknown Objects using one Eye-in-Hand Camera," IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO 2009), (Guilin, CHINA.), December 2009.
- [86] K. N. Kutulakos and S. M. Seitz, "A theory of shape by space carving," *International Journal of Computer Vision* **38**, pp. 199–218, July 2000.
- [87] A. Hertzmann, "Introduction to 3D non-photorealistic rendering : Silhouettes and outlines," in *SIGGRAPH*, ACM Press, 1999.
- [88] T. Foissotte, O. Stasse, A. Escande, P.-B. Wieber, and A. Kheddar, "A two-steps next-best-view algorithm for autonomous 3D object modeling by a humanoid robot," in *Proceedings of the 2009 IEEE international conference on Robotics and Automation - ICRA*, pp. 1078–1083, IEEE Press, (Piscataway, NJ, USA), 2009.
- [89] J. Maver, A. Leonardis, and F. Solina, "Planning the next view using the max-min principle," in *Proceedings of the 5th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, pp. 543–547, Springer-Verlag, (London, UK), 1993.
- [90] K.-L. Low and A. Lastra, "Efficient constraint evaluation algorithms for hierarchical next-best-view planning," in *Proceedings of the Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, 3DPVT '06*, pp. 830–837, IEEE Computer Society, (Washington, DC, USA), 2006.

- [91] S. Wenhardt, B. Deutsch, E. Angelopoulou, and H. Niemann, “Active Visual Object Reconstruction using D-, E-, and T-Optimal Next Best Views,” *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on* **0**, pp. 1–7, 2007.
- [92] E. Dunn, J. v. d. Berg, and J.-M. Frahm, “Developing visual sensing strategies through next best view planning,” in *IROS’09 : Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ international conference on Intelligent robots and systems*, pp. 4001–4008, IEEE Press, (Piscataway, NJ, USA), 2009.
- [93] E. Dunn and J.-M. Frahm, “Next best view planning for active model improvement,” in *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, pp. 53.1–53.11, BMVA Press, 2009. doi :10.5244/C.23.53.
- [94] J. A. Nelder and R. Mead, “A simplex method for function minimization,” *Computer Journal* **7**, pp. 308–313, 1965.
- [95] Y. F. Li and Z. G. Liu, “Information entropy-based viewpoint planning for 3D object reconstruction,” *Trans. Rob.* **21**, pp. 324–337, June 2005.
- [96] B. W. He and Y. F. Li, “A next-best-view method with self-termination in active modeling of 3D objects,” in *IROS*, pp. 5345–5350, 2006.
- [97] B. W. He and Y. F. Li, “A self-termination judgment method in 3D object automatic measurement and inspection,” in *The Sixth World Congress on Intelligent Control and Automation, WCICA*, pp. 5008 – 5012, 2006.
- [98] G. F. Rozenwald, R. Seulin, and Y. Fougerolle, “Fully automatic 3D digitization of unknown objects,” in *Proceedings of SPIE Image Processing : Machine Vision Applications III*, (San Jose, California, USA), January 2010.
- [99] A. Aigueperse, “Robotic management for smart 3D digitization,” Master’s thesis, Laboratoire Le2i UMR-CNRS 6306, Université de Bourgogne, Juin 2011.
- [100] R. S. Hartenberg and J. Denavit, *Kinematic Synthesis of Linkages*, McGraw-Hill, 1964.
- [101] J. Y. Bouguet, “Camera calibration toolbox for matlab,” 2008.
- [102] Z. Zhang, “Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations,” in *International Conference on Computer Vision*, **1**, p. 666, (Corfu, Greece), September, 20–25 1999.
- [103] A. W. Fitzgibbon, G. Cross, and A. Zisserman, “Automatic 3D model construction for turn-table sequences,” in *Proceedings of the European Workshop on 3D Structure from Multiple Images of Large-Scale Environments*, pp. 155–170, Springer-Verlag, (London, UK, UK), 1998.
- [104] S. Lazebnik, Y. Furukawa, and J. Ponce, “Projective visual hulls,” *International Journal of Computer Vision* **74**(2), pp. 137–165, 2007.
- [105] A. Laurentini, “Computing the visual hull of solids of revolution.,” *Pattern Recognition* **32**(3), pp. 377–388, 1999.
- [106] P. Giblin and R. Weiss, “Reconstruction of surfaces from profiles,” tech. rep., Amherst, MA, USA, 1987.

- [107] R. Cipolla and A. Blake, “Surface shape from the deformation of apparent contours,” *Int. J. Comput. Vision* **9**(2), pp. 83–112, 1992.
- [108] R. Vaillant and O. D. Faugeras, “Using extremal boundaries for 3D object modeling,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **14**(2), pp. 157–173, 1992.
- [109] W. B. Seales and O. D. Faugeras, “Building three-dimensional object models from image sequences,” *Comput. Vis. Image Underst.* **61**(3), pp. 308–324, 1995.
- [110] E. Boyer and J.-S. Franco, “A hybrid approach for computing visual hulls of complex objects,” in *Proceedings of the 2003 IEEE computer society conference on Computer vision and pattern recognition, CVPR’03*, pp. 695–701, IEEE Computer Society, (Washington, DC, USA), 2003.
- [111] B. G. Baumgart, *Geometric modeling for computer vision*. PhD thesis, Stanford, CA, USA, 1974.
- [112] C. Connolly and J. Stenstrom, “3D scene reconstruction from multiple intensity images,” in *Proceedings IEEE Workshop on Interpretation of 3D Scenes*, pp. 124–130, (Austin, TX), November 1989.
- [113] S. K. Srivastava, “Octree generation from object silhouettes in perspective views,” *Comput. Vision Graph. Image Process.* **49**(1), pp. 68–84, 1990.
- [114] M. Potmesil, “Generating octree models of 3D objects from their silhouettes in a sequence of images,” *Comput. Vision Graph. Image Process.* **40**, pp. 1–29, Oct. 1987.
- [115] F. Caillette and T. Howard, “Real-time markerless human body tracking with multi-view 3D voxel reconstruction,” in *In Proc. BMVC*, pp. 597–606, 2004.
- [116] K. M. Cheung, T. Kanade, J.-Y. Bouguet, and M. Holler, “A real time system for robust 3D voxel reconstruction of human motions,” *Proceedings. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* **2**, pp. 714–720, 2000.
- [117] G. F. Rozenwald, “Fully automatic 3D digitization of unknown objects,” Master’s thesis, Le2i laboratory, University of Burgundy, June 2009.
- [118] P. I. Corke, *Robotics, Vision & Control : Fundamental Algorithms in Matlab*, Springer, 2011.
- [119] S. M. LaValle, *Planning Algorithms*, Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 2006. Available at <http://planning.cs.uiuc.edu/>.
- [120] S. M. LaValle, M. S. Branicky, and S. R. Lindemann, “On the relationship between classical grid search and probabilistic roadmaps,” *The International Journal of Robotics Research* **23**, pp. 673–692, Aug. 2004.
- [121] M. H. Overmars and P. Švestka, “A probabilistic learning approach to motion planning,” in *Proceedings of the workshop on Algorithmic foundations of robotics, WAFR*, pp. 19–37, A. K. Peters, Ltd., (Natick, MA, USA), 1995.
- [122] E. W. Dijkstra, “A note on two problems in connexion with graphs,” *Numerische Mathematik* **1**, pp. 269–271, 1959.

- [123] P. Hart, N. Nilsson, and B. Raphael, "A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths," *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics* **4**, pp. 100–107, July 1968.
- [124] C. Ericson, *Real-Time Collision Detection (The Morgan Kaufmann Series in Interactive 3D Technology)* (*The Morgan Kaufmann Series in Interactive 3D Technology*), Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 2004.
- [125] G. Taubin, "A signal processing approach to fair surface design," in *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH '95*, pp. 351–358, ACM, (New York, NY, USA), 1995.
- [126] H. Yagou, Y. Ohtake, and A. Belyaev, "Mesh smoothing via mean and median filtering applied to face normals," in *Proceedings of the Geometric Modeling and Processing Theory and Applications (GMP'02), GMP '02*, pp. 124–, IEEE Computer Society, (Washington, DC, USA), 2002.
- [127] Z. Mao, L. Ma, M. Zhao, and X. Xiao, "Susan structure preserving filtering for mesh denoising," *Vis. Comput.* **22**, pp. 276–284, Apr. 2006.
- [128] J.-D. Boissonnat and M. Yvinec, *Algorithmic geometry*, Cambridge University Press, Cambridge, 1998.
- [129] W. E. Lorensen and H. E. Cline, "Marching cubes : A high resolution 3D surface construction algorithm," *SIGGRAPH Comput. Graph.* **21**, pp. 163–169, Aug. 1987.
- [130] W. Boehler, G. Heinz, A. Marbs, and M. Siebold, "3D scanning software : An introduction," in *Proc. of the CIPA WG6 Int. Workshop on scanning for cultural heritage recording*, 2002.
- [131] P. J. Besl and N. D. McKay, "A method for registration of 3D shapes," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **14**, pp. 239–256, Feb. 1992.
- [132] E. Morin and H. Weinmann, *La complexité humaine*, Champs. L'Essentiel, Flammarion, 1994.
- [133] F. Attneave, "Some informational aspects of visual perception," *Psychological Review* **61**, pp. 183–193, May 1954.
- [134] F. Attneave, "Physical determinants of the judged complexity of shapes," *Journal of Experimental Psychology* , pp. 221–227, 1957.
- [135] C. Heaps, *Similarity and Features of Natural Textures*, University of Tennessee, Knoxville, 1996.
- [136] A. Oliva and A. Torralba, "Building the gist of a scene : The role of global image features in recognition," *Visual Perception, Progress in Brain Research* **155**, 2006.
- [137] J. Rossignac, "Shape complexity," *The Visual Computer* , pp. 985–996, 2005.
- [138] J. Brun and M. Evrard, "EUCLID as a CAD/CAM System used in the Second CAM-I Benchmark," in *CAM-rs 3rd Geometric Modeling Seminar*, pp. 23–58, (Nashville, Tennessee), March 1985.

- [139] H. Biermann, D. Kristjansson, and D. Zorin, "Approximate boolean operations on free-form solids," in *Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH '01*, pp. 185–194, (New York, NY, USA), 2001.
- [140] A. Pasko, V. Adzhiev, A. Sourin, and V. Savchenko, "Function representation in geometric modeling : concepts, implementation and applications," *The Visual Computer* **11**, pp. 429–446, Oct. 1995.
- [141] J. Rossignac and M. O'Connor, *SGC : A Dimension-independent Model for Pointsets with Internal Structures and Incomplete Boundaries*, Research report, IBM T.J. Watson Research Center, 1989.
- [142] J. Rossignac, "Education-driven research in cad," *Computer-Aided Design* **36**(14), pp. 1461–1469, 2004.
- [143] G. Taubin, "Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation," in *Proceedings of the Fifth International Conference on Computer Vision, ICCV '95*, p. 902, IEEE Computer Society, (Washington, DC, USA), 1995.
- [144] J. Williams and J. Rossignac, "Mason : morphological simplification," *Graphical Models* **67**, pp. 285–303, July 2005.
- [145] J. E. Auerbach and J. C. Bongard, "On the relationship between environmental and morphological complexity in evolved robots," in *Proceedings of the fourteenth international conference on Genetic and evolutionary computation conference, GECCO '12*, pp. 521–528, ACM, (New York, NY, USA), 2012.
- [146] H. Hoppe, T. DeRose, T. Duchamp, J. McDonald, and W. Stuetzle, "Mesh optimization," in *Proceedings of the 20th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH '93*, pp. 19–26, ACM, (New York, NY, USA), 1993.
- [147] R. Ronfard and J. Rossignac, "Full-range approximation of triangulated polyhedra," *Comput. Graph. Forum* **15**(3), pp. 67–76, 1996. Special Issue : Proceedings of Eurographics '96, Poitiers, France. Jarek Rossignac and François Sillion eds.
- [148] J. R. Rossignac and H. B. Voelcker, "Active zones in csg for accelerating boundary evaluation, redundancy elimination, interference detection, and shading algorithms," *ACM Transactions on Graphics* **8**, pp. 51–87, Nov. 1988.
- [149] L. C. and P. M. J., "Shape description using surface triangulation," in *IEEE Workshop on Computer Vision : Representation and Control*, pp. 38–43, 1982.
- [150] B. Silverman, *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, Monographs on Statistics and Applied Probability, Chapman and Hall, London, 1986.
- [151] RapidForm, "INUS Technology : advanced 3D scan data processing software. <http://www.rapidform.com/home/>," 2012.
- [152] B. K. P. Horn, "Extended Gaussian images," *Proceedings of the IEEE* **72**(12), pp. 1671–1686, 1984.
- [153] B. K. Horn, *Robot Vision*, McGraw-Hill Higher Education, 1st ed., 1986.

- [154] J. B. MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," in *Proceedings of the fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, L. M. L. Cam and J. Neyman, eds., **1**, pp. 281–297, University of California Press, 1967.
- [155] Z. Guellil and L. Zaoui, "Proposition d'une Solution au Problème d'Initialisation Cas du K-means.," in *CIIA, CEUR Workshop Proceedings* **547**, CEUR-WS.org, 2009.
- [156] A. Likas, N. A. Vlassis, and J. J. Verbeek, "The global k-means clustering algorithm.," *Pattern Recognition* **36**(2), pp. 451–461, 2003.
- [157] D. Comaniciu and P. Meer, "Mean shift : A robust approach toward feature space analysis," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **24**, pp. 603–619, 2002.
- [158] R. Pito, "A solution to the next best view problem for automated surface acquisition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **21**, pp. 1016–1030, Oct. 1999.
- [159] T. Whitted, "An improved illumination model for shaded display," *Commun. ACM* **23**, pp. 343–349, June 1980.
- [160] A. Oliva, M. L. Mack, and M. Shrestha, "Identifying the Perceptual Dimensions of Visual Complexity of Scenes," in *Proceedings of the 26th Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, (Erlbaum, Mahwah, NJ), 2004.
- [161] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise," in *Proceedings of the 2nd International Conference on Data Mining and Knowledge Discovery*, pp. 226–231, 1996.
- [162] A. Hinneburg, E. Hinneburg, and D. A. Keim, "An Efficient Approach to Clustering in Large Multimedia Databases with Noise," in *Proceedings of the 4th International Conference on Knowledge Discovery and Datamining*, pp. 58–65, AAAI Press, (New York, NY), September 1998.
- [163] O. Stasse, D. Larlus, B. Lagarde, A. Escande, F. Saidi, A. Kheddar, K. Yokoi, and F. Jurie, "Towards autonomous object reconstruction for visual search by the humanoid robot hrp-2," in *IEEE RAS/RSJ Conference on Humanoids Robot*, 2007.



SPIM

■ École doctorale SPIM - Université de Bourgogne/UFR ST BP 47870 F - 21078 Dijon cedex
■ tél. +33 (0)3 80 39 59 10 ■ ed-spim@univ-fcomte.fr ■ www.ed-spim.univ-fcomte.fr

