



UNIVERSITÉ DE STRASBOURG

N° d'ordre :

**École Doctorale Mathématiques, Sciences de l'Information et de
l'ingénieur
UdS-INSA-ENGEES**

THÈSE

Présentée pour obtenir le grade de

Docteur de l'Université de Strasbourg Spécialité

: Traitement d'images et vision par ordinateur Par

Ammar HANNACHI

Imagerie multimodale et planification interactive pour la reconstruction 3D et la métrologie dimensionnelle

Soutenue publiquement le : **21 Août 2015**

Membres du jury

Pr. Fabrice Mériaudeau, Le2i, Université de Bourgogne
Pr. Christian Daul, CRAN, Université de Lorraine
Pr. Ernest Hirsch, ICUBE, Université de Strasbourg
Pr. Christian Heinrich, ICUBE, Université de Strasbourg

Rapporteur
Rapporteur
Directeur de thèse
Examineur

Mme Sophie Kohler, MIPS, Université de Haute Alsace

Co-encadrante

UMR CNRS 7357



Table des matières

1	Introduction générale	2
1.1	Contexte de la thèse	3
1.2	Organisation du mémoire	7
2	La vision tridimensionnelle	9
2.1	Introduction	10
2.2	Principe du système d'inspection	11
2.3	La géométrie projective	16
2.3.1	Les coordonnées homogènes	16
2.3.2	Le principe de la dualité dans l'espace	17
2.3.3	Les transformations projectives	17
2.4	La stéréovision passive	18
2.4.1	Principe de la vision stéréoscopique	19
2.4.1.1	Modèle géométrique et étalonnage d'une caméra	19
2.4.1.1.1	Le modèle sténopé (modèle projectif)	19
2.4.1.1.2	Les paramètres intrinsèques	20
2.4.1.1.3	Les paramètres extrinsèques	21
2.4.1.1.4	La matrice de projection	23
2.4.2	Étalonnage d'une caméra	23
2.4.3	Étalonnage stéréoscopique	25
2.5	Géométrie épipolaire et matrice fondamentale	25
2.5.1	La matrice fondamentale	27
2.6	Reconstruction 3D	28
2.6.1	Principe de la reconstruction 3D	28
2.6.2	Mise en correspondance	29

2.6.3	Reconstruction euclidienne	29
2.7	Vision active : Système à projection de lumière structurée	30
2.7.1	Principe du système lumière structurée et descriptif de la tête de mesure	31
2.7.2	Étalonnage du capteur et de l'espace de mesure	32
2.7.3	Reconstruction des points de surface 3D	34
2.8	Conclusion	35
3	Reconstruction 3D d'une combinaison de deux capteurs passifs et actifs	37
3.1	Introduction	38
3.2	Reconstruction partielle des primitives géométriques de l'objet : Approche orientée contours	39
3.2.1	Extractions des indices visuels des images	39
3.2.2	Création et classification des listes de points de contours	43
3.2.3	Procédure d'appariement de contours et de points	43
3.2.4	Rectification des images	47
3.3	Modélisation CAO de la scène	52
3.3.1	Modélisation de pièces à évaluer	54
3.3.2	Modélisations des conditions de prise de vue	59
3.3.3	Processus de formation de l'image de synthèse	60
3.3.3.1	Génération des images conceptuelles et des images filaires	60
3.3.3.2	Modélisation du capteur et changements de repères	61
3.3.4	Comparaison des images réelles et des images de synthèse	65
3.3.4.1	Utilisation de l'information <i>a priori</i>	66
3.3.4.2	Superposition et comparaison	67
3.4	Reconstruction partielle de surface : approche orientée surface	69
3.4.1	Acquisition des images	69
3.4.2	Génération du masque de l'objet (région d'intérêt)	69
3.4.3	Segmentation et étiquetage des franges	71
3.4.4	Calcul des coordonnées 3D des points images	71
3.5	Représentation des nuages de points dans un même référentiel	73
3.5.1	Principe de la méthode	74
3.5.2	Analyse des résultats	75
3.6	Conclusion	77

4	Fusion de données en vue d'une reconstruction enrichie	80
4.1	Introduction	81
4.2	Fusion de données 3D : état de l'art	82
4.3	Estimation de la transformation rigide entre deux nuages de points 3D	86
4.3.1	Représentation de la transformation	87
4.3.1.1	La représentation matricielle	87
4.3.1.2	La représentation vectorielle	87
4.3.1.3	La représentation par les angles d'Euler	88
4.3.1.4	La représentation par un quaternion unitaire	88
4.3.1.5	Représentation retenue	89
4.3.2	Formulation du problème de recalage	89
4.4	Méthode de fusion basée sur la distance entre plans spécifiques de la pièce	92
4.4.1	Sélection automatique de points définissant les plans	92
4.4.2	Détermination des équations de plans	94
4.4.3	Estimation de la transformation entre les plans	95
4.4.3.1	Transformation optimale et calcul de sa transformation duale	97
4.4.3.2	Facteur d'échelle entre plans homologues	98
4.4.3.3	Formulation finale de la fonction de coût pour la fusion	98
4.4.4	Résultats expérimentaux	99
4.5	Méthode de fusion basée sur la distance entre points et plans	101
4.5.1	Sélection des points et des plans candidats à l'appariement	101
4.5.2	Détermination de la transformation entre les points candidats et les plans correspondants	102
4.5.3	Résultats expérimentaux	103
4.6	Méthode générale de fusion	104
4.6.1	Sélection des primitives et des points de surface à apparier	105
4.6.2	Mise en correspondance des primitives et des points correspondants	108
4.6.3	Détermination de la transformation entre les primitives et les points de surface	110
4.6.4	Résultats expérimentaux	111
4.7	Comparaison des trois méthodes	114
4.7.1	Choix des critères d'évaluation	114
4.7.2	Synthèse des résultats expérimentaux	115
4.7.3	Analyse critique des approches de fusion proposées	118

4.8	Conclusion	120
5	Développement et mise en place d'un système automatisé d'évaluation dimensionnelle	122
5.1	Introduction	123
5.2	Graphes de situations et contexte d'utilisation	124
5.2.1	Graphe de situation	125
5.2.2	Parcours d'un SGT et contexte d'utilisation	126
5.2.3	Réseaux hiérarchiques de tâches (HTN)	128
5.3	Mise en place d'une plate-forme de contrôle automatisé	129
5.4	Modélisation du comportement de la tête de mesure lumière structurée par les SGTs	131
5.4.1	Traitements réalisés hors ligne	132
5.4.2	Traitements réalisés en ligne	133
5.5	Modélisation du comportement de la tête de mesure stéréoscopique par les SGTs	137
5.6	Développement d'un arbre de graphes de situations pour une reconstruction enrichie	144
5.7	Conclusion	152
6	Conclusion générale	154
	Liste des publications	160
	Annexe	161

Table des figures

2.1	Schéma récapitulatif des différentes étapes de l'inspection.	14
2.2	Pièce "pale de turbine" et ses plans adjacents (P1, P2, P3).	15
2.3	Le modèle sténopé de la caméra.	19
2.4	Passage des coordonnées caméra aux coordonnées dans le plan rétinien.	21
2.5	La géométrie de la grille de l'image.	22
2.6	Mire d'étalonnage.	25
2.7	La géométrie épipolaire.	26
2.8	Vue globale du banc expérimental "lumière structurée".	32
2.9	Principe de la méthode d'étalonnage.	32
2.10	Principe de l'étalonnage de l'espace de mesure.	33
2.11	Calcul des coordonnées 3D.	35
3.1	Exemple d'images acquises de la pièce en L.	41
3.2	Images de contours de la pièce en L obtenues en appliquant le détecteur de Canny.	41
3.3	Paire d'images stéréoscopiques de la pièce pale de turbine.	42
3.4	Images de contours de la pièce pale de turbine obtenues en appliquant le détecteur de Canny.	42
3.5	Résultats de classification des listes primaires de points de contour en primitives simples, droites verticales (en haut), droites horizontales (au milieu), et éléments curvilignes (en bas). La couleur des contours dans ces images n'est pas significative.	44
3.6	La contrainte d'ordre.	46
3.7	Principe d'unicité. Illustration d'une violation de cette contrainte : les points P et Q se projettent en un même point image dans l'image de droite.	47

3.8	Schéma illustrant le principe de la rectification d'une paire d'images stéréoscopiques.	49
3.9	Schéma montrant le principe de calcul des images rectifiées.	50
3.10	Exemple d'une paire d'images de la pièce en L avant et après rectification.	51
3.11	Exemple d'une paire d'images de la pièce pale de turbine avant et après rectification.	52
3.12	Droites épipolaires calculées à partir des contours de l'image droite, contour vertical en haut, deux contours horizontaux au milieu, et un contour curviligne en bas (images non rectifiées avec des images rectifiées).	53
3.13	Exemple d'arbre CSG associé à la construction de la pièce en L simplifiée.	55
3.14	Données techniques de la pièce pale de turbine.	57
3.15	Modèle conceptuel de la pièce en L.	58
3.16	Modèle de la pièce en L en mode rendu réaliste.	58
3.17	Modèle conceptuel de la pièce pale de turbine.	59
3.18	Création des caméras virtuelles dans l'atelier "Photos Studio".	61
3.19	Simulation du capteur et changements de repère associés.	62
3.20	Schéma général des changements de repère de la transformation CATIA/caméra.	64
3.21	Couples d'images stéréoscopiques conceptuelles, associées au même point de vue que celui des images réelles, et tenant compte des conditions réelles de la prise de vue.	65
3.22	Exemple d'une paire d'images de synthèse en mode fil de fer.	66
3.23	Exemple de superposition des primitives CATIA avec le plan image. Les primitives CATIA sont présentées en rouge. Les contours, présentés en blanc, sont les contours détectés dans l'image réelle.	67
3.24	Reconstruction des contours de l'image de la figure 3.1 (pièce en forme de « L »).	68
3.25	Exemple de reconstruction des contours de la pièce pale de turbine.	68
3.26	Image brute (a) avec une image du masque correspondant à la zone d'intérêt (b).	70
3.27	Image des franges détectées dans l'image de la figure 3.26 (masque non appliqué).	72
3.28	Illustration du principe de calcul des points de surface 3D.	72
3.29	Reconstruction de la surface de l'objet pale de turbine (voir figure 3.26).	73
3.30	Représentation des reconstructions des figures 3.25 et 3.29 dans un référentiel commun.	75

3.31	Mire 3D utilisée pour l'estimation de la matrice fondamentale F	76
3.32	Les points d'intérêt sont détectés d'une manière automatique dans le couple d'images stéréoscopiques de la figure 3.31.	77
3.33	Reprojection dans plan image gauche de la figure 3.1 des points 3D reconstruits pour une paire stéréoscopique imageant la pale de turbine test (voir figure 3.1 et 3.25). Les points reprojétés sont en rouge.	78
4.1	Vue globale de la méthode proposée. Un ensemble de primitives géométriques (contours) est extrait d'une paire d'images gauche et droite. La reconstruction 3D correspondante est obtenue après une étape d'appariement/triangulation. La description tridimensionnelle de la surface de l'objet est obtenue après étiquetage des franges dans la région définie par un masque définissant la région d'intérêt de l'objet et une interpolation utilisant les données d'étalonnage décrivant à la fois le capteur et l'espace de mesure.	91
4.2	Principe du calcul de l'orientation des droites estimées à partir de paires de points appartenant à une même frange, permettant une sélection automatique des points. Π est le plan qui passe par les points constituant la frange n . l_i est la droite de normale \vec{r}_i calculée à partir des coordonnées des points P_i et P_{i+1}	93
4.3	(a) Points de la reconstruction initiale (en rouge). (b) Points appartenant au plan P3 sélectionnés à partir de (a) en utilisant l'approche décrite dans section 4.4.1 (en bleu).	95
4.4	Schéma illustrant le principe du recalage des trois plans adjacents P1, P2 et P3 estimés à partir des points de surfaces sur les plans P1, P2 et P3 correspondant estimés à partir des données stéréoscopiques.	96
4.5	Principe du recalage de données basé sur la minimisation de la distance moyenne entre des points de surfaces et les plans P1, P2 et P3 estimés à partir de données stéréoscopiques.	102
4.6	Paire stéréoscopique de la prise électrique à analyser.	106
4.7	Paire d'images de contour des images stéréoscopiques de la figure 4.6.	106
4.8	(a) Contours initialement détectés dans l'image de droite. (b) représente les contours finalement retenus en tenant en compte de la contrainte de forme.	107
4.9	Exemple montrant le principe de la sélection de points caractérisant une angularité (les points en bleu sont les points d'une frange, les points en rouge sont les points sélectionnés).	107
4.10	Exemple de la présence d'une angularité sans avoir de point qui la caractérise. Dans ce cas, on crée un point virtuel (en magenta) caractérisant l'angularité au milieu des points utilisés.	107

4.11	Points de fortes angularités initialement détectés (en bleu), à partir de la reconstruction de la surface de la prise électrique (en rouge) et avant mise en correspondance avec les droites 3D modélisant les points de contours.	108
4.12	Points retenus, après appariement avec des droites 3D, et utilisés pour l'estimation de la transformation réalisant le recalage de données (points en bleu). Les points en rouge correspondent à la reconstruction de la surface de la prise électrique.	110
4.13	Illustration du principe du calcul de la distance entre le point P et la droite D.	111
4.14	(a) Distance moyenne entre les points extraits et le contour 1 en mm, en fonction de nombre d'itérations, (b) distance moyenne entre les points extraits et le contour 2 en mm, en fonction de nombre d'itérations.	113
4.15	Reconstruction enrichie de la prise électrique obtenue en appliquant la troisième approche de fusion de données. Les points en bleu représentent les points de contours reconstruits. Les points de mesure de la lumière structurée sont présentés en couleur rouge.	113
4.16	Exemple de reconstruction 3D enrichie, après fusion de données, en utilisant, ici, la première approche.	114
4.17	Exemple de reconstruction 3D enrichie, après fusion de données, et définition des régions d'intérêt (zones entourées en marron) utilisées pour l'évaluation du critère 2.	115
4.18	Histogrammes des erreurs de distance des points de contour recalés aux plans définis à l'aide des points lumière structurée en se basant sur les paramètres estimés par la première approche de fusion proposée. (a) Erreur des points au plan P1, (b) erreur des points au plan P2, (c) erreur des points au plan P3.	117
4.19	Histogrammes des erreurs de distances des points lumière structurée recalés aux plans définis à l'aide des points de contours en se basant sur les paramètres estimés par la deuxième approche de fusion proposée. (a) Erreur des points au plan P1, (b) erreur des points au plan P2, (c) erreur des points au plan P3.	118
4.20	Histogrammes des erreurs de distances des points lumière structurée recalés aux plans définis à l'aide des points de contours en se basant sur les paramètres estimés par la troisième approche de fusion proposée. (a) Erreur des points au plan P1, (b) erreur des points au plan P2, (c) erreur des points au plan P3.	119
5.1	Vue globale du système de contrôle d'une évaluation dimensionnelle par vision.	124
5.2	Elément de base d'un graphe de situations : le schéma de situation.	125

5.3	Un SGT est constitué de schémas de situation. La situation 1 est spécialisée par la situation 2 chaînée à la situation 3. Le carré noir désigne la situation de début du graphe s'il est situé en haut à gauche et la situation de fin s'il est situé en haut à droite. L'arc en haut à droite désigne un lien d'auto-prédiction (après exécution des actions, la situation peut être instanciée à nouveau).	126
5.4	Exemple de réseau de tâches hiérarchiques pour la construction d'une maison (exemple extrait de Amol-98 [Red05]).	128
5.5	Protocole de communication entre le poste de contrôle et le poste de traitements lors de l'exécution d'une séquence automatisée de reconstructions.	130
5.6	Schéma illustrant le principe de la plate-forme permettant d'automatiser le système de reconstruction 3D enrichie.	131
5.7	SGT développé pour la reconstruction/automatisation d'une reconstruction partielle par lumière structurée.	132
5.8	Illustration du SGT décrivant le comportement de la tête de mesure lumière structurée. Ce graphe de situation permet l'automatisation de l'ensemble des traitements et conduit à une reconstruction partielle de la surface de l'objet.	137
5.9	Exemple d'une reconstruction 3D partielle par lumière structurée (résultat obtenu après parcours du graphe de situations de la figure 5.8).	138
5.10	SGT modélisant le comportement de la tête de mesure stéréoscopique et intégrant une estimation de la propagation des erreurs 2D vers des erreurs 3D. L'ensemble de spécialisations du graphe de situations conduit à un contrôle automatique de la reconstruction partielle des primitives géométriques de pièces quasi-polyédriques.	141
5.11	Parcours du SGT : séquence de schémas de situation instanciés pour une reconstruction partielle par stéréovision sans replanification dynamique. Les situations représentées par une ligne discontinue ne sont pas instanciées.	143
5.12	Exemples représentatifs d'histogrammes cumulés pour des images de différent contraste. (a) image saturée à contraste excessif, (b) image équilibrée avec un bon contraste, (c) image sombre avec un contraste insuffisant.	145
5.13	Parcours du SGT : séquence de schémas de situation instanciés pour une reconstruction partielle par stéréovision d'une pièce quasi-polyédrique en faisant appel à une replanification dynamique. Ici, le graphe de situations a ajusté l'intensité de la source d'illumination, sans avoir déplacé la source lumineuse ni la pièce.	146

5.14	Graphe de situations développé en vue d'une reconstruction 3D complète et enrichie. Les spécialisations du SGT décrivent les différentes méthodes de fusion de données 3D disponibles. Ce SGT contrôle et automatise le déroulement des approches de fusion.	151
6.1	Mode opératoire global du système de reconstruction et de mesure de pièces manufacturées mis en place.	157
6.2	Principe de projection d'un point 3D de l'objet étalon sur le plan image (principe de construction de la liste de correspondances).	162

Liste des tableaux

2.1	Données d'étalonnage de l'espace de mesure.	34
4.1	Tableau résumé des distances moyennes des points de mesures à leurs plans de référence après application de la méthode 1.	100
4.2	Tableau résumé des distances moyennes des points de mesures à leurs plans de référence après application de la méthode 2.	104
4.3	Tableau résumé des distances moyennes des points de mesures lumière structurée au à leurs plans de référence après application de la méthode 3.	112
4.4	Tableau résumé des distances moyennes des points de mesures lumière structurée à leurs plans de référence après application des trois méthodes.	116
4.5	Tableau résumé des distances moyennes des points de mesure aux droites 3D correspondantes et des temps d'exécution pour les trois approches de fusion.	117

Chapitre

1

Introduction générale

1.1 Contexte de la thèse

La fabrication de pièces manufacturées génère un nombre très important de données de différents types définissant les géométries de conception et de fabrication ainsi que la qualité de production. A cet effet, il est jugé indispensable que la chaîne de production puisse traiter aussi bien l'ensemble de données de conception et de fabrication, que les données provenant de l'inspection dimensionnelle et géométrique. Spécifiquement, les informations partagées doivent être facilement compréhensibles par les différents acteurs de la chaîne de production, afin que cette dernière puisse systématiquement agir afin de s'assurer de la conformité des pièces fabriquées.

L'utilisation de systèmes de mesure dimensionnelle dédiés à la vérification de la qualité de production est ainsi incontournable pour atteindre un critère de qualité optimal répondant aux exigences de contrôle industriel. De plus, l'automatisation de la numérisation, par exemple la reconstruction, est une étape indispensable au développement de la mesure tridimensionnelle dans différents domaines d'applications, comme par exemple l'évaluation d'objets manufacturés. Dans cette optique, nous proposons dans cette thèse le développement d'un système cognitif de vision dédié à l'évaluation dimensionnelle et au contrôle qualité de pièces manufacturées. Le travail décrit s'inscrit ainsi dans le cadre de la réalisation d'un système de vision cognitif dédié à l'évaluation de la conformité ou non d'objets 3D manufacturés incluant éventuellement des surfaces gauches, en tenant compte des tolérances géométriques et des incertitudes. Le système de mesure envisagé est en charge de gérer l'ensemble des étapes d'acquisitions, de traitements et d'évaluation dimensionnelle. Ce système permet un contrôle exhaustif de pièces manufacturées incluant des surfaces libres, et offre, de plus, la possibilité d'une inspection tridimensionnelle automatique et sans contact de la pièce, en garantissant une précision pouvant aller jusqu'à $10 \mu m$. En effet, nous avons mis en place un système de mesure multi-capteurs qui vise à améliorer grandement la qualité d'évaluation par le biais d'une reconstruction tridimensionnelle complète et enrichie de l'objet à évaluer, en faisant appel à des techniques d'acquisitions passive et active. En particulier, nous avons employé simultanément un système de vision stéréoscopique et un système à projection de lumière structurée afin d'analyser les objets à évaluer. Les données acquises à partir de ces deux techniques active et passive sont complémentaires. Le système multi-capteurs déployé possède une particularité très spécifique résidant dans le fait qu'une caméra est commune entre les deux capteurs passif et actif. Cela conduit bien évidemment à une reconstruction plus simple et précise. La chaîne de traitement multi-capteurs repose sur des techniques de vision récemment développées au sein de notre laboratoire (Laboratoire des sciences de l'ingénieur, de l'informatique et de l'imagerie, ICube), qui ont porté essentiellement sur la reconstruction 3D de la pièce ainsi que son analyse dimensionnelle.

En effet, cette thèse constitue une suite à des travaux initiés depuis de nombreuses années au sein de notre laboratoire. Des travaux plus récents ont été développés dans l'équipe Modèles, Images et Vision (MIV) portant sur le contrôle qualité par vision artificielle de pièces manufacturées. Khemmar et al [Red05, RAH05, RAH06] ont no-

tamment effectué des travaux de recherche focalisés sur la mise en place d'un système de mesure en charge de la gestion des traitements permettant la reconstruction 3D de surfaces d'une pièce ainsi que son évaluation dimensionnelle. Ceci est réalisé en faisant appel aux techniques de vision par lumière structurée conduisant à une caractérisation de la surface par des points de mesures 3D. Un autre objectif de ces travaux a consisté à automatiser de façon complète le processus de reconstruction en vue d'une inspection complète de l'objet, tout en respectant les contraintes propres aux exigences industrielles, portant notamment sur les temps d'exécution et à la précision souhaitée. L'automatisation de la procédure de reconstruction repose en particulier sur l'utilisation d'un module de planification, dont le rôle porte sur le contrôle de la tête de mesure « lumière structurée » permettant de réaliser les différentes opérations d'acquisition et de reconstruction planifiées en exploitant plusieurs sources de connaissances a priori. L'outil de planification utilisé est un arbre de graphes de situations (Situation Graph Trees, ou SGT, en anglais). La reconstruction complète de l'objet à partir d'une séquence de plusieurs acquisitions nécessite l'intervention d'un autre module de gestion qui fait appel à un réseau hiérarchique de tâches (Hierarchical Task Network, ou HTN, en anglais). Ce dernier a en charge de contrôler la séquence d'acquisitions à réaliser pour l'obtention d'une reconstruction complète de l'objet à évaluer.

Dans la même équipe du laboratoire, une reconstruction 3D partielle des contours de la pièce à analyser a été réalisée en faisant appel à la vision passive. En particulier, Far et al [Bey05, FKE05b, FKE05a, KFE07] ont développé un système de mesure automatique basé sur les techniques de la stéréovision conduisant à une reconstruction de primitives 3D de types contours et à leur évaluation dimensionnelle. Ce système a été réalisé en faisant appel au même outil de planification et de contrôle que celui pour la lumière structurée, un graphe SGT permettant de planifier la procédure de reconstruction. L'approche mise en place s'articule autour de la modélisation de la scène réelle, de son contenu et des conditions des prises de vue. Elle est basée sur la comparaison entre images réelles et images conceptuelles (ici de synthèse) construites à partir du modèle CAO de la pièce à analyser. L'objectif affiché était d'obtenir une description précise des primitives géométriques formant la pièce et d'évaluer la qualité de reconstruction obtenue après traitement des images. Des travaux complémentaires ont été menés par Belhaoua et al [BKH, BKH09, BKH10, Bel11] afin d'améliorer la précision de la reconstruction 3D et de mieux gérer et/ou maîtriser les conditions d'acquisition des images. En effet, la précision de la reconstruction est étroitement liée aux conditions d'illumination de la scène lors de l'acquisition des images. Belhaoua a ainsi intégré, dans le système de mesure par stéréovision développé par Far, des modules complémentaires de planification pour le placement optimal des sources d'illumination de la scène, pour la quantification et l'étude de la propagation des erreurs de traitement dans le système de stéréovision au fur et à mesure de l'avancée des traitements. Cela a permis d'enrichir l'aptitude comportementale de l'outil de planification, et a conduit à une meilleure évaluation de la conformité des contours de la pièce par comparaison avec ceux de son modèle CAO.

À ce stade, le laboratoire disposait de deux types distincts de représentation de

l'objet à évaluer. Les données sont issues de deux types de capteur différent (actif et passif), acquises à partir de points de vue distincts et à des instants différents. Naturellement, l'étape suivante se devait de porter sur la coopération des méthodes de traitement d'images propres à chaque technique d'acquisition, en vue d'une reconstruction 3D enrichie, c'est-à-dire combinant les résultats obtenus par les deux approches. Ceci est d'un grand intérêt pour les applications de la vision par ordinateur parce que la modélisation de la scène obtenue est plus fidèle.

Les travaux de thèse portent ainsi sur la conception et la mise en place d'un outil interactif de planification permettant de définir des plans génériques d'acquisition et de traitement d'images, en vue d'une reconstruction complète d'objets quasi-polyédriques en utilisant diverses techniques d'imagerie comme la stéréovision et la lumière structurée. L'outil de planification utilisé dans notre cas fait appel aux arbres de graphes de situations. Ces graphes de situations définissent non seulement les séquences et les règles selon lesquelles le processus de reconstruction doit se dérouler, mais ils autorisent également une replanification de la chaîne de traitements selon les résultats effectivement obtenus (capacité d'auto-apprentissage). En effet, le graphe de situations est un outil générique qui permet de modéliser le comportement d'un agent (dans notre cas, l'agent est une tête de mesure) en termes de situations dans lesquelles l'agent peut se trouver. Le graphe de situations se comporte alors de façon identique pour chaque agent mais en décrivant les situations possibles relatives à chaque agent. Dans notre cas, le SGT aboutit à une reconstruction partielle relative à l'agent spécifié i.e. une de nos têtes de mesure. De fait, l'utilisation de ces graphes est d'un grand intérêt pour notre application parce qu'ils répondent significativement à nos attentes qui visent à moyen terme d'utiliser simultanément plusieurs techniques de traitement d'images en vue d'une reconstruction 3D plus riche et complète en termes d'informations, à savoir la stéréovision, la lumière structurée et, à terme, la polarimétrie. La reconstruction complète sera obtenue grâce à la mise en place d'un réseau hiérarchique de tâches (HTN) qui gèrera à la fois les séquences d'acquisition des images et la coopération entre les données 3D issues de chaque chaîne de traitement, en faisant appel à la fusion de données.

Le problème réside par conséquent dans la difficulté de mettre en correspondance ces deux types de données 3D (contours et surfaces), qui ne peuvent pas être appariées directement. C'est dans ce contexte que s'inscrit mon travail de thèse visant à définir des méthodes de fusion de données basées sur le recalage afin de construire l'empreinte numérique réaliste des objets à analyser. Ceci sera réalisé en exprimant les deux types de données dans une référence unique et absolue. Nous avons conçu, pour ce faire, une configuration particulière pour notre tête de mesure multi-capteurs comportant une caméra commune entre les deux capteurs, ceci de façon à permettre l'acquisition des deux types d'images utilisés à partir d'une seule position. De cette manière, les données 3D résultant du processus de recalage de données sont calculées à partir d'un nombre moins important de paramètres, ce qui conduit à l'obtention d'une reconstruction 3D plus précise. Dans une contribution majeure de cette thèse, nous proposons trois méthodes de fusion de données 3D exploitant en particulier les caractéristiques

géométriques de l'objet à évaluer. Les deux premières méthodes mises en place impliquent l'exploitation d'une partie de l'objet constituée de surfaces planes adjacentes. Les procédures de recalage qui en découlent font appel à cette contrainte géométrique dans leur formulation pour déterminer les paramètres de la transformation permettant de lier les deux jeux de données à recaler. Dans la troisième méthode de fusion développée, on propose une approche générale de fusion fondée sur des primitives géométriques de l'objet (points 3D et contours) communes entre les deux descriptions 3D. En effet, cette dernière méthode ne requiert pas une contrainte aussi forte que celle nécessaire aux deux approches précédentes. La fusion est achevée pour cette méthode en déterminant la transformation requise entre des points de mesure 3D et des primitives 3D de type contour caractérisant des régions d'intérêts définies a priori. Ces approches de fusion sont également modélisées par un graphe de situations spécifique à l'application, et le réseau hiérarchique de tâches a en charge le contrôle de la séquence globale en spécifiant d'une part, l'acquisition à réaliser et, d'autre part, la séquence de traitement correspond à la méthode de fusion planifiée.

Par ailleurs, une deuxième contribution de cette thèse consiste à utiliser la modélisation CAO de la scène réelle afin de permettre une interprétation plus judicieuse des résultats de traitement. L'approche développée génère des images conceptuelles associées au même point de vue que celui des images réelles et fait appel pour la comparaison aux primitives réelles et conceptuelles. Cela guide d'une manière utile la procédure d'appariement des points de contours de la paire d'images et sert éventuellement à une replanification des traitements (changement des conditions d'acquisition, déplacement de la pièce, etc.) conduisant à l'élaboration de la reconstruction de l'objet.

Une dernière contribution de cette thèse se situe dans le développement d'une plateforme Client/Serveur avec pour objectif l'automatisation complète de la procédure de reconstruction complète. Ce protocole basé sur les sockets TCP/IP est intégré au système de planification (SGT) et au réseau hiérarchique de tâches (HTN) afin de permettre le transfert des paramètres nécessaires de l'application entre les différents postes (acteurs) de traitements. En effet, notre plate-forme d'inspection est composée d'un poste de traitement, d'un poste de commande et d'un banc expérimental. Le poste de traitement est en charge d'exécuter les programmes des traitements recommandés et a en charge également de piloter le banc expérimental. Le poste de commande intègre les outils de planification, à savoir les SGTs développés dans cette thèse et le HTN contrôlant la séquence planifiée. Le banc expérimental, quant à lui, est constitué d'un ensemble de matériel (caméras, projecteur de lumière structurée, projecteur d'illumination de la scène, table de translation) permettant d'effectuer principalement les opérations nécessaires (acquisition, étalonnage, changement de position de l'objet, etc.).

En conclusion, la combinaison des différents types de données améliore la qualité et l'exhaustivité de la reconstruction d'objets 3D et rend la procédure d'évaluation dimensionnelle beaucoup plus significative et fiable. En conséquence, la fusion des données stéréoscopiques avec celles de la lumière structurée est une solution prometteuse très adaptée au problème de la reconstruction d'un modèle physique d'objets quasi-

polyédriques incluant des surfaces gauches.

1.2 Organisation du mémoire

Ce mémoire de thèse est composé de quatre chapitres. Le premier chapitre décrit de manière générale la problématique de l'inspection dimensionnelle, ainsi que les fondements théoriques de la vision tridimensionnelle. En particulier, nous présentons les bases théoriques de la vision stéréoscopique et celles de la vision par lumière structurée.

Le deuxième chapitre fait l'objet d'une description détaillée des travaux antérieurs développés dans notre laboratoire portant sur la stéréovision et la vision à base de lumière structurée en vue d'une reconstruction 3D et introduit le principe de la fusion des données issues de ces deux approches. À cet effet, nous présentons les principes des deux approches de vision employées dans notre travail. Nous décrivons dans un premier temps les différentes étapes de traitement, allant de l'extraction des indices visuels, en passant par les algorithmes d'appariement, jusqu'à l'élaboration de reconstructions 3D partielles. Nous mettons en évidence également, dans un deuxième temps, l'intérêt majeur de l'exploitation de connaissances a priori pour tirer le meilleur profit de l'étape d'appariement stéréoscopique, pour réaliser au mieux cette phase de mises en correspondance de points stéréoscopiques. Dans un troisième temps, nous décrivons de même les différentes phases de traitements permettant l'élaboration de points de mesure pour la surface de l'objet, à savoir l'étape d'étalonnage de l'espace de mesure, l'étape d'étiquetage des franges de la lumière structurée projetée sur l'objet, et la détermination des points 3D qui en résulte.

Les approches de fusion de données 3D que nous avons développées sont présentées dans le chapitre 3. La première approche est basée sur la minimisation des distances entre des plans spécifiques caractérisant une partie de la surface de l'objet. La deuxième méthode est une amélioration de la première méthode reposant sur la minimisation de la distance entre des points de mesures réels et des plans estimés. La dernière et troisième approche proposée s'appuie sur une technique générale de recalage basée sur des primitives communes entre les deux reconstructions 3D issues des deux capteurs utilisés.

Enfin, le quatrième chapitre aborde l'approche expérimentale mise en œuvre et permettant l'automatisation de la reconstruction complète d'un objet en vue d'une évaluation dimensionnelle. Nous commençons par rappeler les concepts de base des outils logiciels utilisés, les SGT pour une planification interactive et un réseau HTN pour le contrôle du déroulement de l'application, ainsi que leur adaptation dans notre application, en mettant l'accent sur la capacité d'adaptation dynamique des graphes de situations aux conditions réelles de déroulement de l'application. Ensuite, nous introduisons la structure de notre plate-forme expérimentale, basée sur le protocole TCP / IP, conçu de manière à permettre l'automatisation de la procédure de reconstruction / d'inspection. Cela nous permettra de décrire les trois graphes de situations modélisant le comportement des têtes de mesures constituant notre système de vision ainsi que le

réseau hiérarchique de tâches auquel on fait appel pour faire coopérer simultanément les trois SGTs développés dans ce travail.

En conclusion de ce mémoire, un dernier chapitre nous permet de dresser un bilan, de conclure et d'envisager des perspectives liées à ce travail de thèse.

Chapitre

2

La vision tridimensionnelle

2.1 Introduction

La vision artificielle a pour vocation d'inférer l'information tridimensionnelle de la scène observée à partir d'images prises dans différentes positions du capteur, en se basant sur des techniques de reconstruction 3D. Vers la fin des années 1970, David Marr [Mar82] a proposé des méthodologies permettant de simuler la vision humaine. Depuis sa définition de la vision par ordinateur comme un processus de représentation de la scène observée à partir d'un ensemble d'images, ce domaine a connu de nombreuses avancées notamment pour l'analyse du mouvement, l'extraction de primitives de bas niveau ou encore la stéréovision passive [Eri96] [Fré97]. Parallèlement aux avancées technologiques et au développement des systèmes informatiques, la vision par ordinateur a beaucoup mûri, et elle s'est largement développée pour résoudre des problèmes typiquement applicatifs. Les applications de la vision sont multiples et l'on peut, par exemple, citer la vidéosurveillance, la photogrammétrie, la robotique, les applications de la télédétection, le contrôle qualité, etc.

L'évaluation dimensionnelle de pièces manufacturées (contrôle qualité, inspection) constitue l'un des enjeux essentiels des applications industrielles de la vision par ordinateur. Elle constitue un élément clef de la chaîne de fabrication grâce à sa capacité à évaluer automatiquement et sans contact la qualité de fabrication, en permettant aussi bien de détecter la présence de défauts ou de corriger en ligne les conditions de fabrication afin de les adapter d'une manière plus significative si besoin. La procédure d'évaluation dimensionnelle elle-même comporte une approche classique qui consiste à évaluer une pièce en tenant compte d'un ensemble de spécifications (géométrie et tolérances de la pièce), en comparant le plus souvent la reconstruction 3D obtenue à partir d'images 2D avec une vérité de terrain (un modèle conceptuel de la pièce dans notre cas).

Dans le Laboratoire des sciences de l'ingénieur de l'informatique et de l'imagerie ICube (anciennement LSIIT), l'équipe Modèle Image et Vision (MIV) s'est impliquée en particulier dans le développement de plusieurs techniques d'acquisition des images. Les techniques de vision, à savoir la stéréovision et la lumière structurée, sont ainsi largement exploitées par notre équipe pour des applications industrielles [Bey05, FKE05b, FKE05a, KFE07, BKH10] portant sur le contrôle qualité de pièces manufacturées. L'approche développée se base sur la comparaison d'une suite d'images réelles avec des images conceptuelles de la pièce à évaluer. Cette approche vise à représenter l'objet par une reconstruction tridimensionnelle des primitives le constituant. Une autre approche également élaborée par notre équipe a consisté à développer un système d'inspection automatique de pièces manufacturées incluant des surfaces gauches [Red05]. L'objectif de ce système de mesure était de caractériser la surface de l'objet par un nuage de points 3D de façon à obtenir une évaluation complète de l'objet à évaluer, en faisant appel aux techniques de reconstruction 3D par lumière structurée et aux techniques de recalage de nuage de points 3D.

Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé au sein de l'équipe MIV et s'articule principalement autour de la coopération de méthodes de traitement d'images qui

ont pour objectif la reconstruction 3D et la métrologie de pièces issues d'une chaîne de fabrication industrielle et incluant éventuellement des surfaces gauches. Le but de la thèse est la conception et la mise en place d'un outil interactif de planification permettant de définir des plans génériques d'acquisition et de traitement d'images, en vue d'une reconstruction complète d'objets quasi-polyédriques faisant appel à diverses techniques d'imagerie comme la stéréovision et la lumière structurée. L'approche proposée pour la reconstruction complète d'objets quasi-polyédriques fait ainsi appel aux techniques de fusion de données 3D issues de capteurs différents.

Nous présentons dans ce chapitre le principe du système d'inspection développé, ainsi que les différents concepts théoriques et méthodologiques nécessaires à la reconstruction tridimensionnelle à partir des capteurs étalonnés. Nous décrivons dans un premier temps le système d'inspection que nous avons développé. Les principes fondamentaux de la vision par ordinateur seront présentés dans un deuxième temps.

2.2 Principe du système d'inspection

La métrologie dimensionnelle industrielle dispose de divers systèmes de contrôle de la chaîne de production. Ces systèmes doivent être rapides, fiables, précis, automatiques et faciles à mettre en œuvre. On peut diviser les capteurs employés dans ce contexte en trois types principaux : les capteurs mécaniques, acoustiques et optiques.

La première catégorie renvoie aux capteurs mécaniques, les plus couramment utilisés dans l'industrie. Ce sont des systèmes de mesure avec contact. Malgré la bonne précision de mesure fournie par ces systèmes, ils ne peuvent malheureusement pas être utilisables dans certains environnements et avec certains types de pièces.

Les systèmes acoustiques et optiques font partie des systèmes sans contact. Les systèmes acoustiques se basent dans leur fonctionnement sur la mesure du temps écoulé entre l'émission de l'onde et son écho sur l'objet à tester. Les paramètres physiques tels que le coefficient de réflexion de la surface de l'échantillon, l'atténuation atmosphérique ou encore l'angle entre la normale à la surface et la direction de l'onde peuvent affecter d'une manière significative la qualité de mesure.

Enfin, les systèmes optiques sont généralement classés en méthodes dites actives, passives, absolues et relatives. La technique passive repose, dans sa mesure, sur l'exploitation de la lumière ambiante, contrairement à la technique active qui utilise la projection d'un éclairage structuré pour obtenir des informations de contour ou de surface de l'objet à tester. Les mesures sont qualifiées de relative quand la géométrie de la pièce est définie sans connaître sa position dans l'espace. En revanche, une mesure est dite absolue lorsque la mesure conduit à une information de profondeur en utilisant la géométrie et les paramètres du capteur.

Avec pour objectif l'inspection et le contrôle qualité de pièces usinées, nous avons développé un système cognitif complet de vision prenant en charge l'ensemble des étapes d'acquisition, d'évaluation et de mesure dimensionnelle. Le système envisagé doit

faire coopérer deux méthodes de reconstruction 3D différentes, à savoir une approche basée sur une tête de mesure lumière structurée et une autre basée sur une tête de mesure stéréoscopique. L'objectif est d'enrichir la description géométrique de l'objet par la combinaison des deux représentations obtenues à partir des résultats délivrés par la chaîne de traitements associée à chaque capteur. Par ailleurs, la coopération des méthodes de traitement d'images nécessite l'élaboration d'une approche de fusion de données permettant un alignement parfait de deux nuages de points 3D obtenus par les deux capteurs employés.

Dans notre système d'inspection, l'acquisition des images est assurée par un robot de mesure portant au bout de ses bras deux têtes de mesures conçues respectivement pour évaluer les surfaces et les contours. Par ailleurs, le système d'inspection proposé requiert en entrée, pour son fonctionnement, une séquence d'images provenant de deux modalités différentes et correspondant à différentes vues de l'objet, ainsi que des connaissances a priori portant sur l'objet à analyser et son environnement (modèle CAO ou vérité terrain). Il en résulte, en sortie, une reconstruction 3D complète de l'objet, ainsi qu'une évaluation de la conformité de la pièce. D'une manière générale, notre système d'évaluation, pour son fonctionnement, se décompose en trois principaux modules :

1. Un module d'acquisition d'images qui fournit au système une séquence d'images prises avec différents points de vue (par point de vue, une paire d'images stéréoscopiques et une image brute contenant le motif lumineux projeté).
2. Un module de traitement d'images dont le rôle est d'extraire les indices visuels à reconstruire pour représenter l'objet, puis de les transformer en structures de données plus simples à exploiter. Ces structures sont les points du motif lumineux projeté qui sont détectés dans l'image brute, et également les listes de points de contour détectés dans la paire d'images stéréoscopiques. Les deux nuages de points, résultats de la reconstruction tridimensionnelle surfacique et stéréoscopique, font ensuite l'objet d'un recalage permettant d'exprimer ces données dans un même référentiel.
3. Un module d'évaluation et d'interprétation des résultats de la reconstruction utilisant à la fois les informations a priori et le modèle conceptuel de la pièce, tout en tenant compte d'une éventuelle tolérance de fabrication.

Il est évident que le développement d'un tel système nécessite la gestion du bon déroulement d'un ensemble de techniques, ce qui est une tâche très complexe. En effet, pour aboutir à une mesure 3D précise, il est indispensable de prendre en considération certains éléments afin de déterminer la séquence la plus adéquate possible. Parmi ces points, nous pouvons citer par exemple :

- La localisation de l'objet par rapport aux deux têtes de mesure,
- L'attitude des deux têtes de mesure dans la scène,
- Le réglage des paramètres des capteurs relatifs aux procédures de reconstructions passive et active,

- La détermination des paramètres des têtes de mesure ainsi que de l'espace de mesure,
- Le réglage des conditions d'illumination de la scène,
- etc.

Parmi les problèmes cruciaux auxquels on est confronté durant la procédure de reconstruction complète basé ici sur un système de vision composé de deux capteurs (un capteur lumière structurée et un capteur stéréovision), on peut se focaliser sur la position des capteurs par rapport à l'objet à analyser. En effet, les capteurs devraient idéalement visualiser des caractéristiques de la même zone de l'objet depuis leurs points de vue respectifs, afin de rendre possible une procédure de recalage des données reconstruites, et ainsi d'arriver à la représentation la plus réaliste possible de l'objet. Cependant, des caractéristiques risquent de ne pas apparaître dans les deux jeux de données, soit parce qu'elles sont cachées par une ou plusieurs parties de l'objet, soit parce qu'elles se trouvent en dehors des limites du champ de vision d'un des capteurs, soit encore à cause d'une illumination inadéquate de la scène. Plusieurs séquences d'acquisition d'images sous différents points de vue sont ainsi souvent recommandées pour numériser toutes les caractéristiques de l'objet à évaluer [WDA98, NS06]. Par ailleurs, Pour obtenir une représentation complète de l'objet, décrite par sa surface et ses primitives géométriques, il est souvent nécessaire de disposer d'informations communes aux deux types de reconstruction. En effet, la détermination d'une procédure de recalage de données provenant de l'approche orientée surface et de l'approche orientée contour repose principalement sur ces caractéristiques géométriques, communes à l'ensemble des données.

L'objectif principal de la thèse est de faire coopérer ces deux approches de vision 3D, d'une part une approche orientée contours faisant appel à la reconstruction tridimensionnelle des contours de l'objet par stéréovision, et d'autre part une approche orientée surfaces qui fait appel à une reconstruction des surfaces de l'objet à analyser par lumière structurée.

Le but que nous nous fixons plus particulièrement consiste à enrichir la reconstruction tridimensionnelle des objets manufacturés incluant des surfaces gauches, de manière à obtenir une évaluation dimensionnelle réaliste et précise, tout en satisfaisant des critères et des contraintes de temps d'exécution et de précision compatibles avec les exigences industrielles. La reconstruction enrichie et complète de l'objet nécessite le développement d'une méthode de fusion de données 3D permettant l'alignement des points de contours 3D avec le nuage de points 3D caractérisant la surface de l'objet. La question qui se pose pour formuler le problème de recalage / fusion de données est la suivante : quel critère à minimiser doit-on utiliser pour résoudre le problème de recalage et quelle information commune relie les deux nuages de points, information sur laquelle on peut se baser pour définir notre fonction de coût ? Les méthodes de fusion que nous avons développées exploitent la complémentarité des deux ensembles de données 3D. Pour recalculer, et ainsi représenter l'ensemble des points de mesure dans un même référentiel, des méthodes de fusion ont été développées, basées sur des caractéristiques géométriques de la pièce à analyser. Cela a permis de définir les fonctions

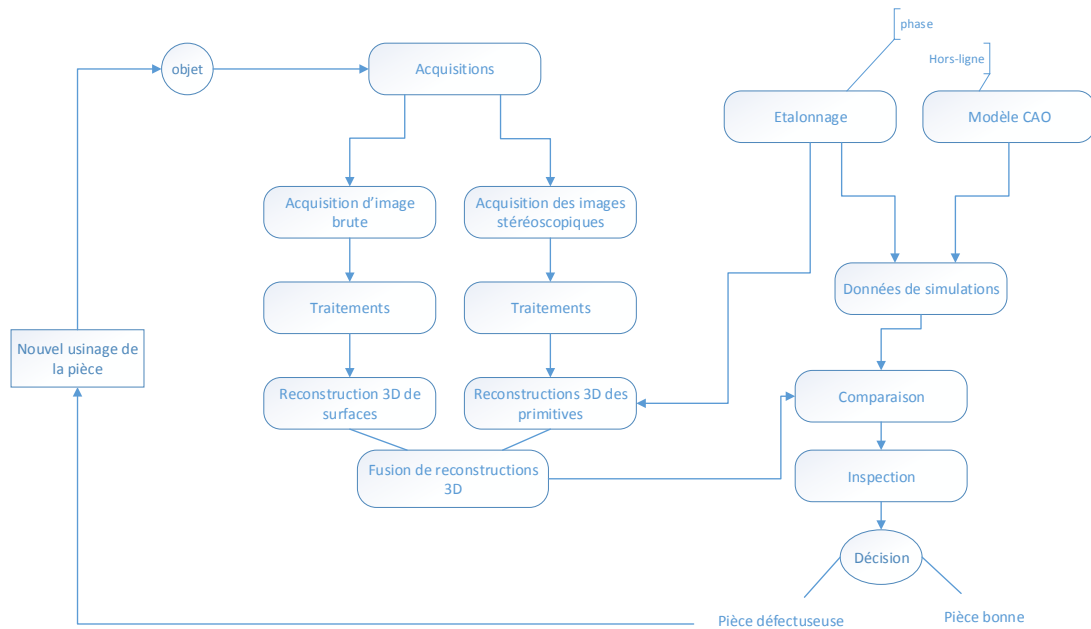


FIGURE 2.1 — Schéma récapitulatif des différentes étapes de l'inspection.

de coût à minimiser conduisant ainsi à un alignement parfait de deux nuages de points.

Généralement, le système d'inspection développé (voir figure 1.1) analyse des objets quasi-polyédriques comportant souvent au moins une partie composée de surfaces planes. Cette contrainte assez forte sera essentiellement exploitée afin d'obtenir un recalage très précis des points de mesure. Dans notre cas, la pièce à mesurer que nous avons utilisée dans nos expériences, dénommée « pale de turbine » (Figure 1.2), comporte dans sa partie inférieure trois surfaces planes adjacentes. Deux des procédures de recalage proposées font appel à cette configuration de l'objet dans leur détermination de la transformation existant entre les systèmes de coordonnées des deux ensembles de points de mesure provenant de deux systèmes d'acquisition utilisés (vision stéréoscopique passive et vision active basée sur la lumière structurée). Le recalage est effectué en considérant ces plans spécifiques et en utilisant les points correspondants extraits de l'ensemble de points des deux reconstructions. Ainsi, la fusion de données est effectuée dans la première méthode en déterminant les paramètres de la transformation minimisant la distance entre les plans représentés par des points sélectionnés dans les deux jeux de données. La deuxième méthode de fusion présente une amélioration de la méthode précédente, la fusion revenant alors à la détermination de la transformation qui minimise la distance orthogonale entre ces points sélectionnés et les plans qui leur correspondent dans la deuxième reconstruction. Nous avons également développé une méthode de fusion plus générale permettant de recalibrer les données fournies par

les deux capteurs sans avoir à utiliser la contrainte imposant l'existence de plans adjacents exploitée par les deux premières méthodes. Cette dernière approche se fonde sur l'estimation des paramètres de rotation et translation de la transformation permettant de minimiser un critère de distance entre des points de surface et leurs primitives géométriques homologues, après avoir effectué un appariement de ces points et des primitives sélectionnées.

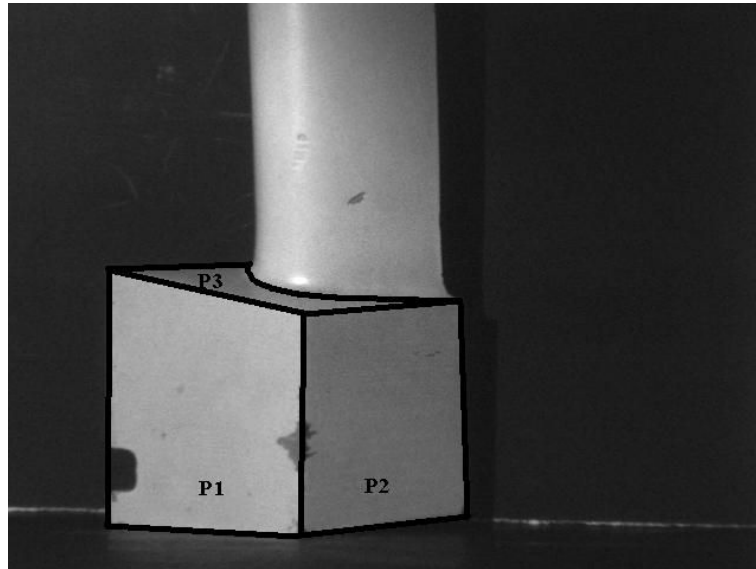


FIGURE 2.2 — Pièce "pale de turbine" et ses plans adjacents (P1, P2, P3).

Enfin, notre objectif est de réaliser un système de contrôle automatique capable à la fois de reconstruire la pièce avec une grande précision à partir des images acquises par les deux capteurs stéréoscopique et lumière structurée, et d'obtenir une évaluation dimensionnelle de celle-ci. Cependant, plusieurs améliorations s'avèrent dans ce cas nécessaires, comme l'optimisation des conditions d'illumination de la scène et de la précision de la représentation 3D obtenue, ou encore de l'exploitation des sources de connaissance a priori. Pour cela, le système mis en place est composé de deux modules complémentaires. Le premier est réservé aux opérations effectuées « hors ligne » comme l'étalonnage des capteurs, le déploiement des sources de connaissances a priori ou encore la définition des différents paramètres permettant le bon déroulement de la chaîne de traitements. Le second module prend en charge les opérations faites « en ligne ». Il est dédié à l'acquisition des données, au traitement des images spécifique à chaque type de capteur, à la reconstruction 3D, ainsi qu'à l'évaluation dimensionnelle de la pièce reconstruite. Dans le traitement en ligne, notre système possède une capacité à s'adapter dynamiquement et automatiquement aux conditions de prise de vue en ajustant les paramètres de l'illumination de la scène en fonction des résultats de traitement afin d'améliorer la qualité des images à acquérir. L'algorithme d'ajustement des paramètres de l'illumination est basé sur le calcul d'histogrammes cumulés des intensités des images traitées [KFE07]. L'approche décrite a conduit au développement d'un système complet dédié à la reconstruction et à l'évaluation tridimensionnelle d'objets

quasi-polyédriques incluant éventuellement des surfaces gauches.

Les techniques de stéréovision [Aya89a, WCR92] sont très répandues pour analyser les images et reconstruire ensuite les structures 3D de la scène. En effet, la stéréovision est l'une des techniques puissantes et très adaptées permettant d'obtenir une information 3D sur la scène observée à bas coût et avec une précision raisonnable. Dans la section suivante, nous avons choisi de présenter les théories de base de la stéréovision et ces techniques annexes.

2.3 La géométrie projective

La géométrie projective sert à décrire les projections dans l'espace, ainsi que les propriétés qui en découlent. L'utilisation de la géométrie projective dans le domaine de la vision par ordinateur est un point d'intérêt majeur. Eu égard à la simplicité de la représentation d'une projection perspective, les systèmes d'acquisition d'images peuvent être modélisés comme des systèmes réalisant une projection perspective du monde tridimensionnel sur un plan. La géométrie projective représente ainsi le cadre le plus adapté pour modéliser la vision.

Nous présentons dans ce qui suit les outils fondamentaux de la géométrie projective dans un espace de dimension quelconque, à savoir les systèmes de coordonnées homogènes, le principe de la dualité et les transformations projectives.

2.3.1 Les coordonnées homogènes

Dans un espace projectif de dimension n noté P^n , un point de l'espace est représenté par $n + 1$ coordonnées dites coordonnées homogènes. Ce système de coordonnées permet de représenter non seulement des points de l'espace se trouvant à une distance finie de l'origine mais aussi les points à l'infini. Pour un point de l'espace qui se trouve à une distance finie de l'origine, les coordonnées homogènes correspondent aux coordonnées cartésiennes multipliées par un facteur multiplicatif (facteur d'échelle) non nul, avec la dernière coordonnée représentant ce facteur d'échelle. Donc, pour un espace de dimension n , on a le vecteur :

$$P \approx (x_1, \dots, x_n, x_{n+1})^T$$

,

qui représente les coordonnées homogènes d'un point P de coordonnées cartésiennes

$$\left(\frac{x_1}{x_{n+1}}, \dots, \frac{x_n}{x_{n+1}} \right)^T.$$

,

Pour les points qui se trouvent à une distance finie de l'origine, le facteur d'échelle donné ici par la valeur x_{n+1} devrait être non nul. Ainsi, un ensemble de vecteurs de

coordonnées égaux entre eux à un facteur multiplicatif près est utilisé pour définir un point dans l'espace. C'est la raison pour laquelle on a adopté le signe \simeq pour exprimer l'égalité à un facteur multiplicatif près.

Dans le cas d'un point se trouvant à une distance infinie de l'origine dans l'espace, le facteur multiplicatif prend une valeur très petite et tend vers 0, les coordonnées cartésiennes correspondantes tendant donc vers l'infini. Par conséquent, le point P peut être représenté ainsi par :

$$P \simeq (x_1, \dots, x_n, 0)^T.$$

2.3.2 Le principe de la dualité dans l'espace

Les points et les primitives géométriques telles que les droites et les plans sont représentés par des vecteurs de coordonnées homogènes dans l'espace géométrique. Le nombre minimal de points nécessaires pour identifier une primitive ainsi que la dimension de l'espace dans lequel ces points sont présentés sont pris en compte lors de l'identification de la dimension des vecteurs de coordonnées homogènes des primitives en question. D'une manière générale, la dimension de vecteur de coordonnées pour une primitive définie par k points dans un espace P^n est donnée par :

$$C_{n+1}^k = \frac{(n+1)!}{k!(n+1-k)!}$$

On prend l'exemple d'une droite dans un espace P^2 ($n = 2$), la droite étant toujours définie par deux points distincts, $k = 2$. Ainsi, les droites et les points sont exprimés par des vecteurs homogènes de dimensions trois ($C_3^2 = 3$). Les points et les droites sont deux primitives différentes qui sont exprimées par des vecteurs de coordonnées homogènes d'une même dimension dans un même espace P^2 . On dira alors que ces primitives sont duales. Ceci est le cas aussi pour les points et les plans dans l'espace P^3 . Il faut noter que cela n'est pas nécessairement le cas pour les primitives duales dans une autre dimension. On peut illustrer cela avec l'exemple de points et de droites dans P^3 : la droite sera décrite dans ce cas par un vecteur de dimension six ($C_4^2 = 6$).

Une certaine symétrie existe donc entre la primitive et sa duale, offrant souvent des flexibilités utiles pour les interprétations des relations géométriques. Par exemple pour le cas d'une droite et de deux points : si la droite est définie par deux points, le point est à son tour défini par deux droites (intersection de deux droites).

2.3.3 Les transformations projectives

Toute transformation linéaire d'un espace projectif dans un autre est dite transformation projective.

Une transformation projective T de l'espace projectif P^n dans P^m associe à tout point $P \in P^n$ un point dans P^m . La transformation T est formellement donnée par :

$$\begin{aligned} T : P^n &\rightarrow P^m \\ P &\mapsto TP \end{aligned} \tag{2.1}$$

Où T est une matrice de dimension $(m+1) \times (n+1)$. La matrice de transformation T est définie à un facteur multiplicatif près de même que le vecteur de coordonnée P .

homographie

On appelle homographie toute transformation projective d'un espace projectif dans lui-même. Elle est formellement donnée par :

$$\begin{aligned} H : P^n &\rightarrow P^n \\ P &\mapsto HP \end{aligned} \tag{2.2}$$

La matrice d'homographie H est une matrice carrée non singulière $(n+1) \times (n+1)$ de plein rang. On utilise souvent les homographies pour décrire des correspondances entre deux images et elles sont également utilisées pour décrire les projections de scènes planaires.

Dualité

Tout point de l'espace projectif P^n subit une transformation H dans lui-même, alors toute primitive L duale de ce point dans cet espace (droite dans P^2 , plan dans P^3), subit une transformation H^{-T} dite homographie ou transformation duale de H telle que :

$$L \mapsto H^{-T}L \tag{2.3}$$

2.4 La stéréovision passive

La stéréovision est une technique très répandue pour l'extraction de l'information de profondeur d'une scène à partir de deux images prises avec deux points de vue différents. L'obtention de l'information 3D nécessite la connaissance de la correspondance de deux points 2D, respectivement dans les images gauche et droite, qui sont les projections du même point physique de la scène 3D. La procédure de reconstruction peut être ainsi décomposée en trois étapes essentielles :

- La sélection des éléments à traiter dans la première vue ;
- La recherche de leurs correspondants dans la deuxième vue ;
- La détermination de la position 3D des éléments par rapport à un référentiel absolu.

Dans la section qui suit, nous introduisons la vision stéréoscopique et nous allons mettre en évidence les différentes étapes conduisant à la reconstruction tridimensionnelle, ainsi que les modèles géométriques qui en découlent.

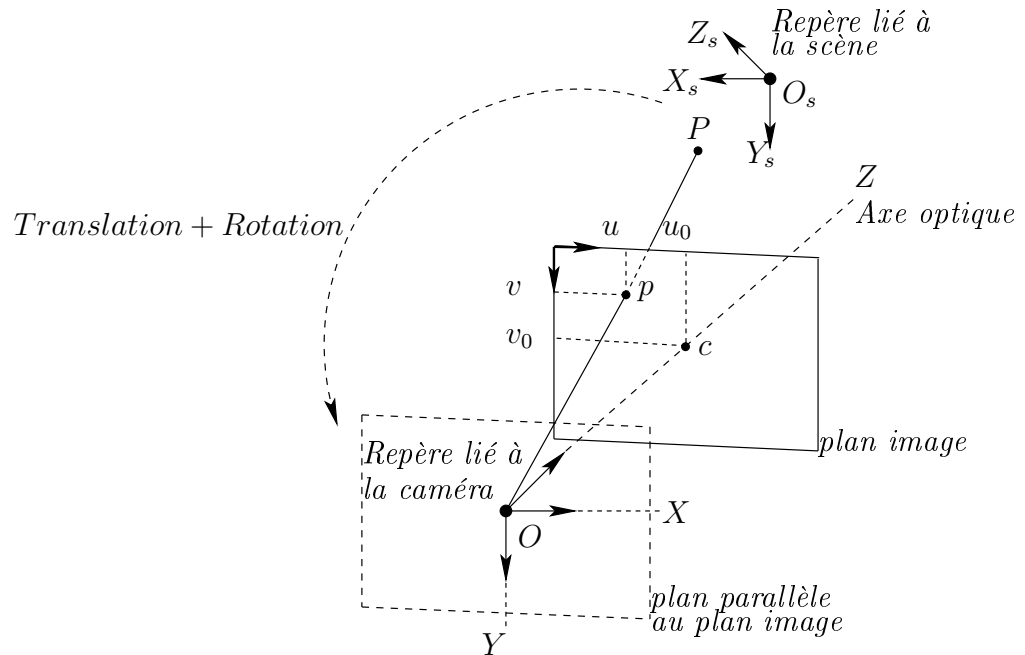


FIGURE 2.3 — Le modèle sténopé de la caméra.

2.4.1 Principe de la vision stéréoscopique

Dans cette section nous allons présenter les bases théoriques de la vision binoculaire en considérant en particulier que la position de l'objet dans la scène est connue. L'ensemble des traitements nécessaires pour aboutir à une reconstruction tridimensionnelle seront évoqués. Seul le cas d'une caméra étalonnée (connaissance des paramètres de la caméra) sera étudié.

2.4.1.1 Modèle géométrique et étalonnage d'une caméra

La formation d'image est un processus complexe d'acquisition de données faisant appel à trois aspects différents : l'aspect électronique, l'aspect optique et enfin l'aspect géométrique [Bey92]. Dans notre étude, nous nous limitons à la formation géométrique d'une image et aux différentes transformations reliant les points de la scène observés à leurs projections dans l'image. On considère ainsi le modèle dit « sténopé » pour sa simplicité, d'une part, et pour sa fidélité dans la modélisation de la plupart des caméras réelles, d'autre part. C'est un modèle largement employé [Tsa86, Tos87, CR89] qui modélise la perspective observée par une projection centrale.

2.4.1.1.1 Le modèle sténopé (modèle projectif)

C'est un modèle projectif linéaire (aussi appelé petit trou ou pinhole en anglais), dans lequel la caméra est caractérisée par son plan image Π et son centre optique

O . Dans ce cas, la modélisation géométrique consiste à trouver la relation entre les coordonnées de P lié à la scène et les coordonnées de sa projection p dans le plan image. Un point P de coordonnées (X_s, Y_s, Z_s) exprimées dans un repère cartésien orthonormé direct lié à la scène, se projette en un point p en coordonnées pixel (u, v) , intersection de la droite $\langle O, P \rangle$ avec le plan image (voir figure 2.3). Le passage des coordonnées cartésiennes (X_s, Y_s, Z_s) aux coordonnées en pixels (u, v) se fait à travers une série de transformations géométriques définissant les paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra. Le point O se trouve à une distance f appelée distance focale, de son projeté c sur le plan image. La droite qui passe par O et son projeté c sur le plan image est appelé axe optique, tandis que le point c est appelé point principal.

2.4.1.1.2 Les paramètres intrinsèques

1. Transformation de la caméra vers l'image : pour exprimer la projection p du point P par ces coordonnées pixel dans l'image il est nécessaire de faire appel à une transformation supplémentaire dans le plan image en lui-même. Il s'agit d'exprimer les coordonnées du point p dans un repère intermédiaire dit repère " rétinien ". Ce repère est lié au plan image de la caméra et son origine est le point principal c intersection de l'axe optique avec le plan image. Les deux axes de repère rétinien doivent être respectivement parallèles aux axes X et Y du repère lié à la caméra. Le point P exprimé dans le repère lié à la caméra par ses coordonnées (X_c, Y_c, Z_c) , les coordonnées (x, y) de sa projection exprimées dans le repère rétinien, sont liées par la relation suivante :

$$x = f \frac{X_c}{Z_c} \quad (2.4)$$

$$y = f \frac{Y_c}{Z_c} \quad (2.5)$$

2. Transformation affine : elle consiste à exprimer les coordonnées image du point p , projection du point P , en pixels. On suppose que le repère des coordonnées pixels est fixé en haut à gauche de l'image. Les coordonnées pixels du point principal c de l'image sont données par (u_0, v_0) et ceux de p par (u, v) (voir la figure 2.4 pour plus de détails).

Les axes de la grille de l'image forment un angle θ dans le cas général, mais cela n'est pas le cas dans les caméras récentes où les axes sont souvent perpendiculaires l'un par rapport à l'autre (voir figure 2.5). d_u et d_v sont respectivement les dimensions de pixels suivant la direction x et y exprimés en $\frac{\text{pixel}}{\text{mm}}$, en supposant que les pixels de l'image ne sont pas parfaitement carrés. Les coordonnées (x, y) du point p dans le repère rétinien peuvent être exprimées en fonction de ses coordonnées pixels (u, v) :

$$x = (u - u_0)d_u + y \cot \theta \quad (2.6)$$

$$y = (v - v_0)d_v + y \sin \theta \quad (2.7)$$

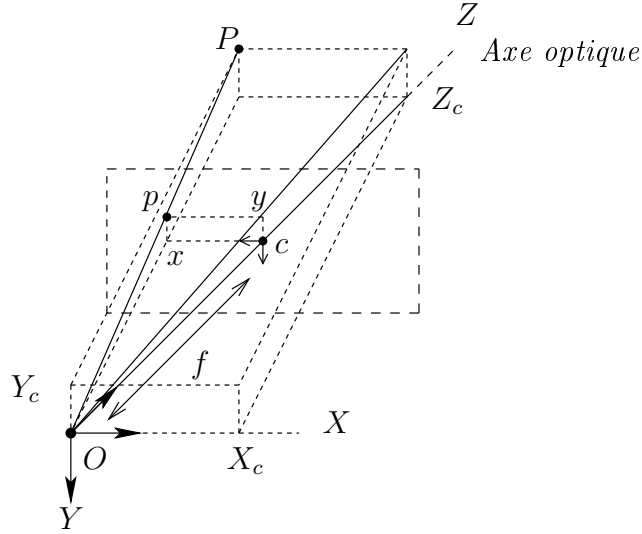


FIGURE 2.4 — Passage des coordonnées caméra aux coordonnées dans le plan rétinien.

En substituant $x = f \frac{X_c}{Z_c}$ et $y = f \frac{Y_c}{Z_c}$, l'expression des coordonnées pixels du point p en fonction des coordonnées du point P dans le repère caméra est donnée par :

$$u = \alpha_u \frac{X_c}{Z_c} + \gamma \frac{Y_c}{Z_c} + u_0 \quad (2.8)$$

$$v = \alpha_v \frac{Y_c}{Z_c} + v_0 \quad (2.9)$$

avec $\alpha_u = \frac{f}{d_u}$, $\gamma = -\alpha_u \cot \theta$ et $\alpha_v = \frac{f}{d_v \sin \theta}$

Les paramètres $\alpha_u, \alpha_v, \gamma, u_0, v_0$ constituent l'ensemble des paramètres intrinsèques de la caméra. Ces paramètres vont être estimés par étalonnage du capteur et ils ne dépendent que de la géométrie interne de ce dernier.

La matrice I_c des paramètres intrinsèques de la caméra, en d'autres termes la matrice associée à la transformation affine des points de l'image, peut être écrite de la manière suivante :

$$I_c = \begin{pmatrix} \alpha_u & \gamma & u_0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

2.4.1.1.3 Les paramètres extrinsèques

Les paramètres extrinsèques décrivent la transformation rigide entre un point de la scène de coordonnées cartésiennes (X_s, Y_s, Z_s) exprimées dans le repère monde (lié à la scène), en un point de coordonnées (X_c, Y_c, Z_c) exprimées dans le repère lié à la caméra ayant son centre optique O comme origine. Cette transformation est modélisée par une translation suivie d'une rotation (voir figure 2.3).

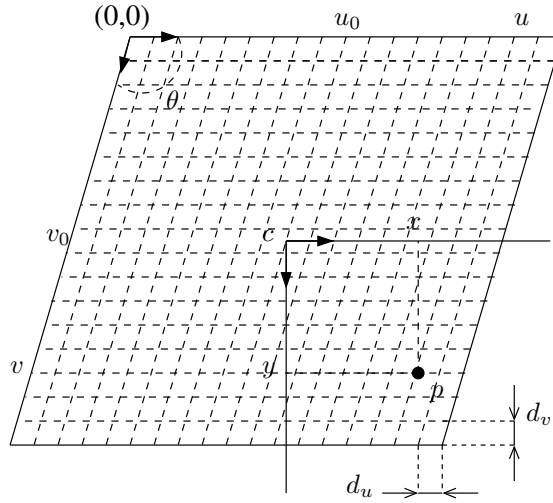


FIGURE 2.5 — La géométrie de la grille de l'image.

1. Translation : le point P des coordonnées (X_s, Y_s, Z_s) exprimées dans le repère monde subira une translation t permettant d'exprimer ces coordonnées dans un repère lié à la caméra. Les coordonnées $(\hat{X}_c, \hat{Y}_c, \hat{Z}_c)$ du point P dans le nouveau repère suite à cette translation sont données par :

$$\begin{pmatrix} \hat{X}_c \\ \hat{Y}_c \\ \hat{Z}_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_s \\ Y_s \\ Z_s \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

Le vecteur de translation (t_x, t_y, t_z) est le vecteur de coordonnées du centre optique O de la caméra dans le repère lié à la scène ; il permet de déplacer l'origine de la scène sur les trois axes et l'amène de ce fait à se superposer avec le centre optique de la caméra.

2. Rotation : le repère de la scène devra subir par la suite une rotation de telle sorte que son axe Z soit confondu avec l'axe optique de la caméra, et, donc, perpendiculaire au plan de l'image. Le nouveau repère résultat de cette transformation est le repère lié à la caméra, où son plan défini par les axes X et Y est parallèle au plan de l'image, avec l'axe X parallèle et de même direction que l'axe horizontal de l'image (voir figure 2.3). Les coordonnées (X_c, Y_c, Z_c) du point de la scène exprimées dans ce nouveau repère sont données par :

$$\begin{pmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{X}_c \\ \hat{Y}_c \\ \hat{Z}_c \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

La matrice de rotation R est décrite dans l'espace algébrique par une matrice orthonormée R de dimension 3×3 et $(R = R^{-1})$.

La transformation rigide (rotation et translation) peut s'écrire sous la forme d'une transformation homogène, en utilisant pour le point P ses coordonnées homogènes :

$$A = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

La matrice A représente la matrice des paramètres extrinsèques de la caméra, dont les valeurs peuvent être estimées par étalonnage du capteur. P_C représente le point P exprimé dans le repère caméra.

2.4.1.1.4 La matrice de projection

En passant aux coordonnées homogènes, toutes les transformations géométriques intervenant dans le processus de formation de l'image d'un point P peuvent s'écrire en une expression linéaire compacte. La projection p du point P de la scène dans l'image peut se décrire par une suite de changements de repères, qui est totalement décrite par une transformation :

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} \simeq M \begin{pmatrix} X_s \\ Y_s \\ Z_s \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

La matrice M s'appelle matrice de projection, produit de la matrice A et la matrice I_c , elle regroupe les paramètres intrinsèques et extrinsèques comme suit :

$$M = I_c R [I | -t] \quad (2.15)$$

Où I_c , matrice 3x3 des paramètres intrinsèques de la caméra, et R , matrice de dimension 3x3, et t , vecteur de dimension 3, sont les paramètres extrinsèques de la caméra (voir équations 2.10, 2.13). La matrice I est la matrice d'identité de dimension 3x3. La matrice M représente la transformation affine des points de l'image (voir équations 2.8, 2.9).

2.4.2 Étalonnage d'une caméra

La procédure d'étalonnage vise à estimer les paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra. L'identification de ces paramètres est essentielle pour calculer l'information tridimensionnelle d'une scène observée à partir d'images de celle-ci. Une mire (objet étalon) est souvent utilisée pour étalonner une caméra. Pour ceci, on considère que la mire est un ensemble de points marqués dont les coordonnées sont parfaitement connues dans un repère lié à la scène et différent du repère lié à la caméra.

Chaque point P sur la mire et sa projection p sur l'image vérifient l'équation de projection (M) (2.14). cette connaissance a priori de la scène observée permet un calcul par identification des éléments de la matrice de projection perspective donnée par :

$$A = \begin{pmatrix} \alpha_u & \gamma & u_0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

La relation entre les points image 2D et les points 3D de la mire peut éventuellement être écrite de la manière suivante :

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_s \\ Y_s \\ Z_s \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

Les paramètres m_{ij} et ainsi les paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra seront ensuite estimés par une procédure d'étalonnage.

Mire d'étalonnage

La procédure d'étalonnage nécessite généralement de placer une mire d'étalonnage en face de la caméra considérée (voir figure 2.6). À partir des images de la mire prises par la caméra, on peut construire une liste de correspondances entre chaque point marqué de la mire et sa projection sur l'image, correspondances souvent indiquées manuellement par l'utilisateur. Les projections de ces points peuvent être retrouvées à l'aide des méthodes bien appropriées et largement utilisées telles que celles proposées par [Peu, WB92, WC90, MSS94, BMRa94, SB97]. Ces correspondances vérifient l'équation (2.14), et fournissent pour chaque correspondance deux équations linéaires en fonction des éléments m_{ij} de la matrice de projection M :

$$u = \frac{m_{11}X_s + m_{12}Y_s + m_{13}Z_s + m_{14}}{m_{31}X_s + m_{32}Y_s + m_{33}Z_s + m_{34}} \quad (2.18)$$

$$v = \frac{m_{21}X_s + m_{22}Y_s + m_{23}Z_s + m_{24}}{m_{31}X_s + m_{32}Y_s + m_{33}Z_s + m_{34}} \quad (2.19)$$

En développant les deux équations précédentes, on obtient :

$$m_{11}X_s + m_{12}Y_s + m_{13}Z_s + m_{14} - m_{31}X_s u - m_{32}Y_s u - m_{33}Z_s u - m_{34}u = 0 \quad (2.20)$$

$$m_{21}X_s + m_{22}Y_s + m_{23}Z_s + m_{24} - m_{31}X_s v - m_{32}Y_s v - m_{33}Z_s v - m_{34}v = 0 \quad (2.21)$$

6 points sélectionnés suffisent en théorie pour évaluer les valeurs des paramètres m_{ij} de la matrice de projection M à condition qu'ils ne soient pas coplanaires. Cependant, en pratique, plus de points permettent d'obtenir une meilleure précision dans le calcul des paramètres, les erreurs étant dues essentiellement aux erreurs de localisation des points dans l'espace et dans les images. La procédure d'étalonnage est détaillée dans l'annexe.

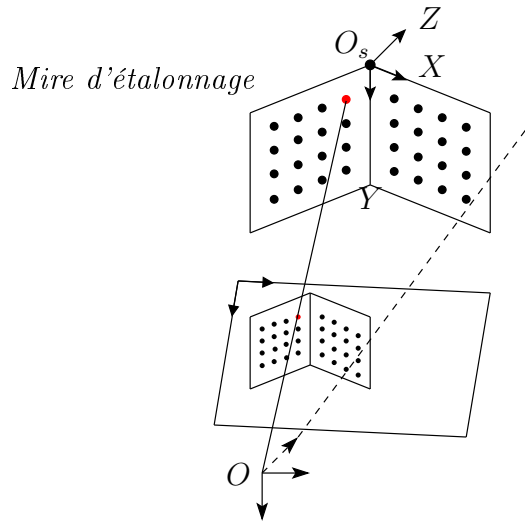


FIGURE 2.6 — Mire d'étalonnage.

2.4.3 Étalonnage stéréoscopique

La procédure d'étalonnage stéréoscopique consiste à déterminer la matrice de transformation qui relie la caméra gauche à la caméra de droite. Cette matrice est une matrice de transformation comportant donc une matrice de rotation et un vecteur de translation du même type que la matrice A de l'équation (2.13). Pour déterminer les éléments de cette matrice A_s on a besoin de suivre les étapes suivantes :

- On calcule la matrice de projection M pour chacune des caméras gauche et droite en procédant à l'étalonnage des caméras par rapport à une mire unique.
- On extrait ainsi les paramètres extrinsèques et intrinsèques de chaque caméra.
- On construit les matrices A_g et A_d regroupant les paramètres extrinsèques de la caméra gauche et droite respectivement, la première étant la transformation reliant le repère monde et le repère caméra gauche, la deuxième étant la transformation reliant le repère monde et la caméra de droite.
- On calcule ensuite la matrice A_s :

$$A_s = A_d A_g^{-1} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

2.5 Géométrie épipolaire et matrice fondamentale

Pour une scène donnée observée par deux caméras, on récupère forcément deux projections de chaque point de la scène. La projection de ce point de la scène dans la première image ne permet pas d'identifier de manière unique la projection du même

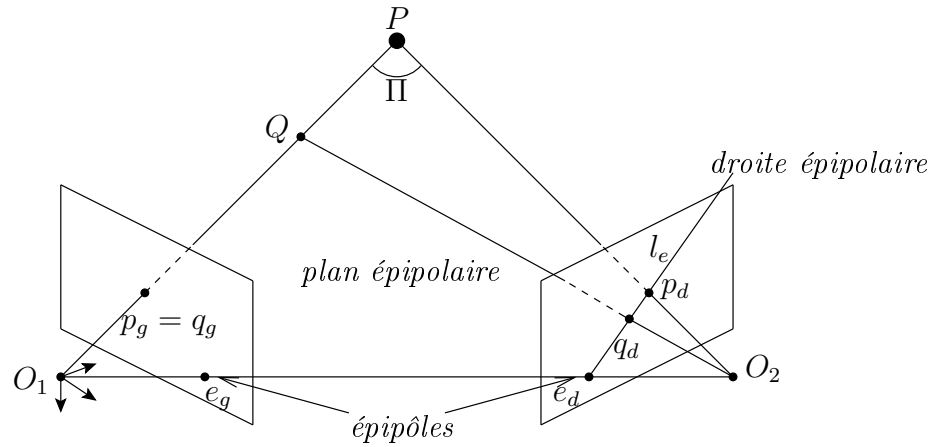


FIGURE 2.7 — La géométrie épipolaire.

point dans la seconde image. La contrainte épipolaire offre ainsi la possibilité de décrire les relations géométriques entre deux images prises sous deux angles de vue différents. Elle a été introduite par Longuet-Higgins [LH87]. Soit P un point de la scène et p_d, p_g les deux projections du point P respectivement dans les images de droite et gauche. Le point P de la scène et les deux centres optiques O_d et O_g forment un plan Π , appelé plan épipolaire. La projection du centre optique O_d sur l'image de gauche est présentée par un point particulier dit épipôle e_g . L'épipôle e_d n'est autre que la projection du centre optique O_g sur le plan image de la caméra droite. Ces deux points particuliers permettent de décrire le positionnement relatif de chaque caméra par rapport à l'autre. Ils jouent un rôle très important dans l'analyse géométrique de deux vues d'une même scène.

Lorsqu'on connaît la géométrie épipolaire d'un système stéréoscopique, cela peut guider le processus de la mise en correspondance d'un point image p_g avec son homologue p_d . Etant donné un point p_g , on peut facilement observer que le point P est contraint de se trouver sur la droite $\langle O_g, p_g \rangle$ passant par le point p_g et le centre de projection O_g de la caméra gauche (voir figure 2.7). Ainsi, le point p_d correspondant du point p_g dans l'image de droite, quant à lui, doit néanmoins appartenir à la droite l_d résultat de la projection de la droite $\langle O_g, P \rangle$ dans l'image de droite. La droite l_d doit nécessairement passer à la fois par le point p_d , et par l'épipôle e_d , projection du centre optique O_g sur l'image de droite. l_d dite droite épipolaire de coordonnées $l_d = e_d \times p_d$ est associée au point p_g . Toutes les droites épipolaires doivent passer par leur épipôle, et pour tout point p_g de l'image de gauche, son correspondant p_d de l'image de droite se trouve nécessairement sur la droite épipolaire correspondante, ce qu'on appelle la contrainte épipolaire. La recherche du correspondant d'un point d'une image dans la seconde image se réduit alors à une recherche monodimensionnelle (sur une droite), diminuant ainsi le temps de calcul et le risque d'erreur. Le calcul des coordonnées de la droite épipolaire l_d est possible grâce à la matrice qui décrit la transformation particulière du point p_g . Cette matrice s'appelle la matrice fondamentale.

2.5.1 La matrice fondamentale

Dans la vision 3D par ordinateur, la matrice fondamentale joue un rôle central pour résoudre les problèmes de vision tels que les algorithmes de mise en correspondance, la reconstruction 3D, le calcul linéaire de la structure projective [Fau92] [Har94]. De plus, la matrice fondamentale décrit entièrement la géométrie épipolaire d'une paire d'images, est de taille (3×3) et a 7 degrés de liberté. Il s'agit en fait d'une homographie qui associe pour chaque point de la première vue, une droite dans la deuxième vue. Ainsi, les deux points p_g et p_d , projections du point P de la scène sur chacune de caméra, vérifient la contrainte dite " contrainte épipolaire " :

$$p_d^T \cdot F \cdot p_g = 0 \quad (2.23)$$

F est une matrice dite " matrice fondamentale ", de rang 2, définie à un facteur multiplicatif près. C'est une matrice qui ne peut pas être définie sans la connaissance non seulement des caractéristiques des deux caméras (paramètres intrinsèques) mais aussi de la position relative de l'une par rapport à l'autre. Il est à noter, que par la symétrie de la contrainte épipolaire, une nouvelle matrice fondamentale associe pour chaque point de la seconde image une droite de la première image, et n'est autre que la matrice transposée de F , en d'autres termes $F^T \simeq F$, la matrice F^T vérifie ainsi la contrainte :

$$p_g^T \cdot F^T \cdot p_d = 0 \quad (2.24)$$

De plus, les épipôles sont intrinsèquement liés par :

$$F \cdot e_g = 0 \text{ et } F^T \cdot e_d = 0 \quad (2.25)$$

L'estimation de la matrice fondamentale est possible par une méthode linéaire grâce à la contrainte épipolaire. En théorie, la connaissance des projections dans les deux images de 8 points de la scène, sous la condition qu'ils soient 4 à 4 non coplanaires, suffira pour l'estimation de la matrice fondamentale. Cependant, en pratique, plus de points sont nécessaires. Une fois une estimation de F obtenue, un critère de minimisation est calculé pour optimiser les valeurs de F :

$$\epsilon(F) = \sum_{i=1}^{i=n} (d(p_{di}, F p_{gi})^2 + d(p_{gi}, F^T p_{di})^2) \quad (2.26)$$

Le critère est donné pour un nombre n de points p_{di} et p_{gi} avec $(i = 1, \dots, n)$ mis en correspondance entre les deux images. Plusieurs travaux ont porté sur le calcul robuste des éléments de cette matrice, en raison de l'instabilité numérique des équations obtenues. Parmi ces travaux, nous citons particulièrement la méthode proposée dans [Har97] visant à normaliser les coordonnées des points mis en correspondance dans chaque image, mais aussi les méthodes robustes proposées dans [LF98, DZLF94, Bou94, BSM98]. Le calcul de la géométrie épipolaire a fait, elle aussi, l'objet de nombreux travaux tels que [LF94, Zha98, Zha96, CCZ⁺95]. D'autres approches, ayant pour but

l'étude de la stabilité de la matrice fondamentale, peuvent être trouvées dans [TY95, LDFP93, Luo92, PG98, WWM96].

Un lien direct peut être établi entre la matrice fondamentale et la matrice essentielle [Ois98]. La matrice essentielle est exprimée à l'aide de la rotation et la translation reliant les repères des caméras, sans tenir compte des paramètres intrinsèques de ces dernières. La relation unissant les deux points p_g et p_d des plans images exprimée à l'aide la matrice essentielle est la suivante :

$$m_d^T . E . m_g = 0 \quad (2.27)$$

Avec $E = [R \ T]$, m_d et m_g sont respectivement les points image p_g et p_d exprimés dans les repères rétinien des caméras droite et gauche respectivement. On peut déduire que la matrice F est alors exprimée en fonction de la matrice E de la manière suivante :

$$F \simeq I_d^{-T} . E . I_g^{-1} \quad (2.28)$$

2.6 Reconstruction 3D

Cette étape consiste à calculer la géométrie tridimensionnelle de la scène observée à partir d'un système de vision. La reconstruction 3D nécessite la connaissance de certains paramètres du système de vision ainsi que les résultats des algorithmes de mise en correspondance. En effet, l'identification de la position d'une primitive 3D dans l'espace, a besoin d'une paire de primitives images (points, contours, régions, etc) mis en correspondance.

2.6.1 Principe de la reconstruction 3D

Plusieurs approches permettant la reconstruction tridimensionnelle à partir d'un système de vision stéréoscopique ont été proposées [Eva98, Hor00]. Ces approches se basent essentiellement dans leurs concepts sur le type d'étalonnage retenu. La position 3D d'un point de la scène peut être calculée à partir de ses deux projections dans les deux images en appliquant des méthodes dites de triangulation. Cette méthode de triangulation se résume en l'estimation de l'intersection dans l'espace des deux droites de vue passant par les deux projections dans la paire d'images et par les centres de projection modélisant chacun une des deux caméras de la tête stéréoscopique.

Il existe plusieurs types d'étalonnage conduisant chacun à une reconstruction avec un niveau d'information approprié. En effet, dans le cas d'un étalonnage partiel par exemple, on peut distinguer un étalonnage affine et un étalonnage projectif. Pour ces deux types d'étalonnage, on peut se retrouver avec une structure 3D reconstruite moins riche en information. La reconstruction affine préserve le parallélisme et permet de mesurer des rapports de distances entre primitives géométriques parallèles de la scène, tandis que l'étalonnage projectif conduit à une structure 3D qui préserve la colinéarité

des points. Par ailleurs, la reconstruction euclidienne, en d'autre terme, une reconstruction 3D avec des informations métriques sur la scène, l'étalonnage réalisé pour ce type de reconstruction est l'étalonnage euclidien ou métrique.

2.6.2 Mise en correspondance

La mise en correspondance a pour objectif la recherche des points homologues entre deux images prises de points de vue différents, ce qui revient à trouver la disparité séparant chaque paire de points des deux images (voir figure 2.7). Le résultat ainsi obtenu s'appelle une carte de disparités.

La mise en correspondance a fait l'objet de nombreux travaux de recherche portant sur des différentes stratégies de l'approche. Ces méthodes ont été classées selon leur mode de fonctionnement par Faugeras [Fau93] en trois catégories : les appariements par corrélation, par programmation dynamique et par relaxation ; et en matière de résultats, ces méthodes ont été divisées en deux classes, à savoir les méthodes générant une image de profondeur non dense et celles conduisant à l'obtention de la profondeur de la quasi-totalité des points de l'image (image de profondeur dense).

Malgré les efforts notables et les avancées continues dans le domaine de la vision par ordinateur, les problèmes de mise en correspondances des points d'images de la même scène demeurent impossibles à résoudre de façon définitive. En effet, les méthodes existantes ne permettent pas de garantir, le plus souvent, des correspondances de manière correcte. Ces méthodes reposent généralement sur la propriété de la similarité photométrique et les contraintes de la géométrie épipolaire. A ce titre, la recherche est effectuée souvent en minimisant une fonction énergie, avec le problème de déterminer la taille de la fenêtre de recherche.

2.6.3 Reconstruction euclidienne

La phase de reconstruction reste une étape qui dépend fortement d'une part, de la qualité du processus d'appariement et, d'autre part, de la répartition des points d'intérêt dans la scène conduisant à une reconstruction fidèle d'un objet ou de la scène. La reconstruction tridimensionnelle d'une structure euclidienne à partir de deux images nécessite la connaissance des matrices euclidiennes de projection (voir équation 2.16). Dans notre cas, les capteurs sont parfaitement étalonnés. Nous connaissons par ailleurs les paramètres intrinsèques de chaque caméra, et les paramètres de transformation rigide liant les deux capteurs par rapport à un repère de référence. Nous avons donc la possibilité de calculer une reconstruction euclidienne dans le repère de référence. Soit un point P de coordonnées homogènes $P \simeq (X, Y, Z, 1)$, et les points images $p_g \simeq (u_g, v_g, 1)$ et $p_d \simeq (u_d, v_d, 1)$ mis en correspondance, projections du point P sur le plan image gauche et droite respectivement. La matrice de projection de chaque caméra est aisément déterminée à partir des résultats d'étalonnage de chacune des caméras en

utilisant l'équation (2.15). Les coordonnées du point P vérifient alors :

$$\begin{pmatrix} su_g \\ sv_g \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_{g11} & m_{g12} & m_{g13} & m_{g14} \\ m_{g21} & m_{g22} & m_{g23} & m_{g24} \\ m_{g31} & m_{g32} & m_{g33} & m_{g34} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} = M_g \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.29)$$

$$\begin{pmatrix} su_d \\ sv_d \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_{d11} & m_{d12} & m_{d13} & m_{d14} \\ m_{d21} & m_{d22} & m_{d23} & m_{d24} \\ m_{d31} & m_{d32} & m_{d33} & m_{d34} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} = M_d \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.30)$$

En développant ce système, on obtient un système de quatre équations permettant de déterminer les trois inconnues X, Y, Z :

$$u_g = \frac{m_{g11}X + m_{g12}Y + m_{g13}Z + m_{g14}}{m_{g31}X + m_{g32}Y + m_{g33}Z + m_{g34}}; v_g = \frac{m_{g21}X + m_{g22}Y + m_{g23}Z + m_{g24}}{m_{g31}X + m_{g32}Y + m_{g33}Z + m_{g34}} \quad (2.31)$$

$$u_d = \frac{m_{d11}X + m_{d12}Y + m_{d13}Z + m_{d14}}{m_{d31}X + m_{d32}Y + m_{d33}Z + m_{d34}}; v_d = \frac{m_{d21}X + m_{d22}Y + m_{d23}Z + m_{d24}}{m_{d31}X + m_{d32}Y + m_{d33}Z + m_{d34}} \quad (2.32)$$

La résolution de ce système est effectuée en utilisant la méthode des moindres carrés.

2.7 Vision active : Système à projection de lumière structurée

La reconstruction tridimensionnelle peut être faite à partir de deux types de système : la stéréovision passive et la stéréovision active. La stéréovision passive consiste à faire des acquisitions de deux images (gauche et droite) en utilisant deux caméras. Ces acquisitions se font sur la même scène mais à partir de deux points de vue différents. Un point qui se trouve sur cette scène va être projeté en deux points 2D sur les deux images. Les coordonnées 3D de ce point peuvent être calculées en utilisant les paramètres des deux caméras calculés au préalable dans le processus d'étalonnage comme décrit dans la section précédente. La stéréovision active offre une alternative à la stéréovision passive par l'utilisation de la lumière artificielle structurée émise dans la scène. Le principe est de projeter un motif lumineux régulier (en général sous forme d'une ligne, grille, cercle, ... etc) sur l'objet à analyser. Si la forme de sujet est plate, il n'y aura pas de déformation sur la forme de la source lumineuse. Par contre, si le sujet a une forme complexe, on aura une déformation de la structure projetée. Ce qui nous permet d'avoir une idée sur le relief du sujet à analyser. On pourra ainsi déceler le moindre détail de relief de notre objet si on projette une structure qui contient un nombre important de points.

2.7.1 Principe du système lumière structurée et descriptif de la tête de mesure

La différence entre la vision active et passive réside dans l'existence d'un éclairage contrôlé illuminant la scène d'une manière particulière. Dans le système à lumière structurée, la caméra est couplée avec une source de lumière qui projette une structure lumineuse connue sur la scène à analyser (dans notre cas des franges de lumière). La caméra acquiert une image de la scène illuminée et l'information 3D de la scène est élaborée par une analyse de la déformation de la structure lumineuse sur l'image acquise. En effet, le calcul de l'information 3D de points marqués, situés sur l'objet et matérialisés par cette projection, peut alors être effectué si l'on connaît les équations mathématiques des projections de chaque plan de lumière (frange) et leurs positions exactes par rapport au capteur dans la scène.

Si on peut effectivement localiser très précisément dans l'image la position des points appartenant à chaque frange et si nous connaissons l'association entre chaque point (i, j) du capteur et le rayon de l'espace qui en est issu (le tout étant exprimé dans un même référentiel), nous serons capables d'associer au couple (i, j) sa position (x, y, z) dans l'espace par le calcul de l'intersection de ces rayons avec la frange projetée, en utilisant le principe de la triangulation utilisé de même pour la vision stéréoscopique passive.

Dans notre étude, nous déployons un système à lumière structurée composé des éléments suivants :

- Une caméra CCD d'une résolution de 640x480 pixels, reliée à un ordinateur permettant ainsi les prises des images en utilisant une interface bien particulière ; cette caméra se trouve à une distance d'environ 50 *cm* de la pièce étudiée.
- Un projecteur de lumière structurée, en l'occurrence des franges verticales alternativement noires et blanches projetées sur l'objet à analyser. Chaque frange projetée sur un objet a une épaisseur d'environ 1 mm dans notre configuration.
- Une table de translation/rotation motorisée représente le support de l'objet permettant la translation et la rotation de celui-ci.

La figure 2.8 montre une vue globale de notre banc d'expérimentation.

L'objet analysé est illuminé par une structure lumineuse sous forme de franges. Chaque frange projetée sur l'objet produit un ensemble de points marqués sur l'image acquise. L'ensemble des points de l'objet détectés feront seuls l'objet d'une reconstruction tridimensionnelle. La tâche suivante sera alors la détection de ces points marqués appartenant à une frange pour laquelle sa taille ne doit pas dépasser un seul pixel d'épaisseur. Il faut donc localiser les franges d'ombre dans l'image avec précision sous-pixellique. Pour cela, il va falloir déduire la position du minimum d'intensité pour chaque frange. Une telle précision souhaitée implique d'être dans les meilleures conditions possibles de prise de vue.

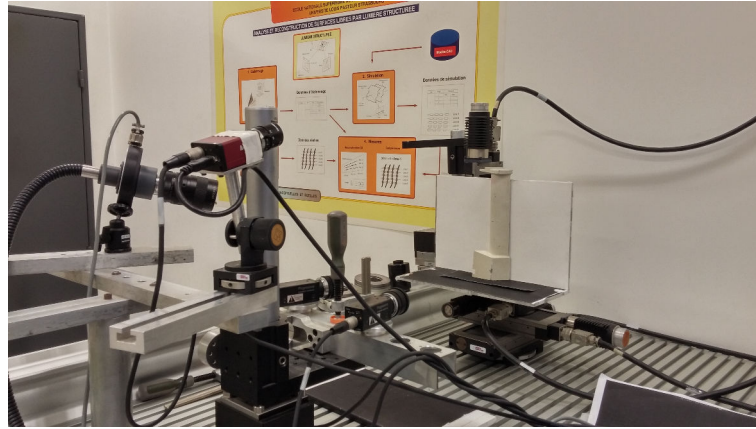


FIGURE 2.8 — Vue globale du banc expérimental "lumière structurée".

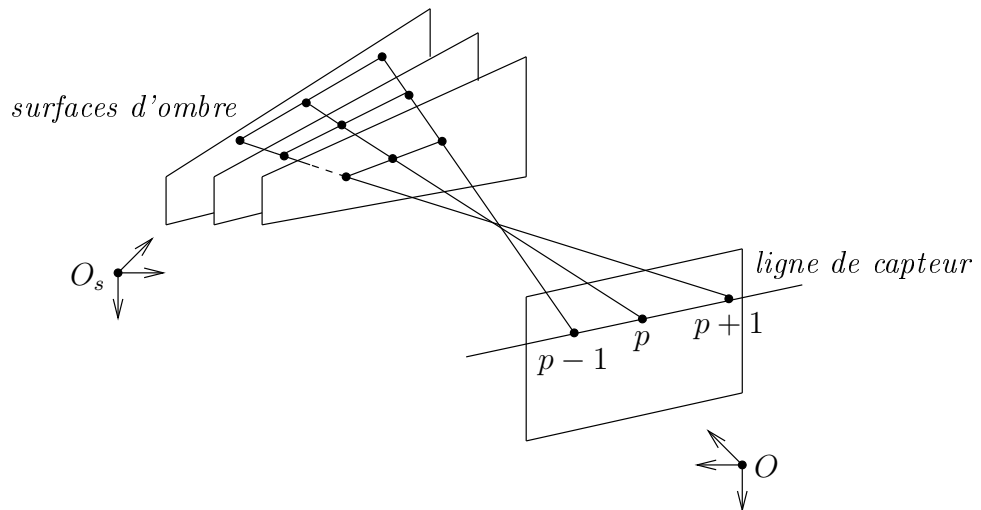


FIGURE 2.9 — Principe de la méthode d'étalonnage.

2.7.2 Étalonnage du capteur et de l'espace de mesure

Cette étape consiste à définir un sous-ensemble de paramètres d'étalonnage englobant les paramètres du capteur ainsi que ceux de l'espace dit de mesure, suffisant pour procéder à la reconstruction 3D de la surface. Rappelons que notre tête de mesure est formée d'une caméra CCD et d'un dispositif de projection d'un ensemble de franges lumineuses. Pour connaître le comportement dans l'espace de rayons lumineux associés à chacun des points marqués de l'image, il est nécessaire de chercher à déterminer l'intersection dans l'espace 3D entre ces rayons et les surfaces d'ombres générées par la projection. Cette situation est illustrée dans la figure 2.9.

L'étalonnage de la tête de mesure, tel que nous l'entendons, se résume à une caractérisation spatiale de la structure lumineuse employée. Pour cela, nous procédons à deux étapes complémentaires. Il s'agit de trouver, dans un premier temps, la position et l'orientation de la tête de mesure par rapport à un système de coordonnées fixes

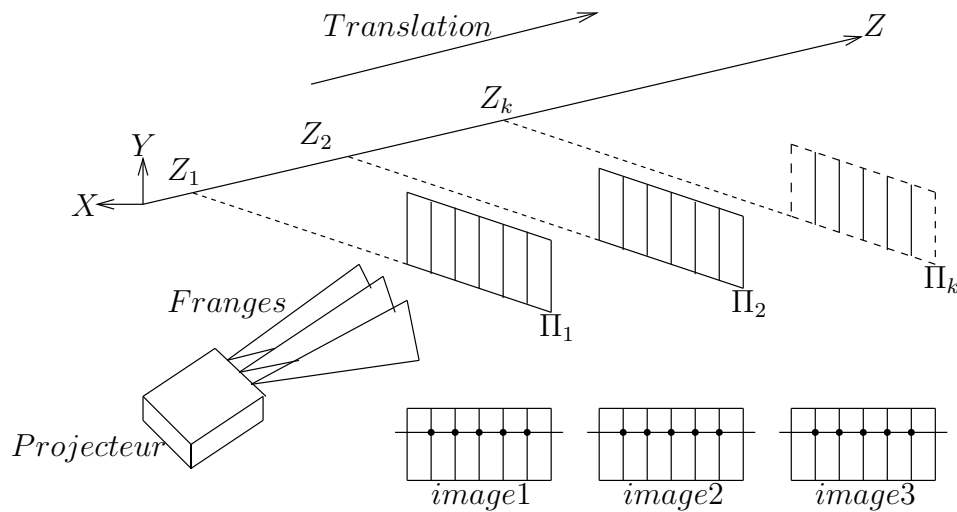


FIGURE 2.10 — Principe de l'étalonnage de l'espace de mesure.

et d'obtenir l'expression des rayons issus de chaque élément de la caméra (voir figure 2.9). Dans un deuxième temps, il faut déterminer les projections des lignes CCD sur les plans d'ombre, tout en tenant compte des résultats obtenus dans la précédente étape. L'étalonnage de la caméra, quant à lui, permet d'établir la relation entre les points du capteur et les points dans l'espace vus par le capteur. Pour ce faire, nous allons procéder à la méthode d'étalonnage décrite dans la section 4.2.

Étalonnage de l'espace de mesure : On prend pour cela une séquence de k images d'une surface parfaitement plane placée à des positions successives $\Pi_i (0 \leq i \leq k)$ dans laquelle on projette des plans de lumière alternativement noir et blanc. Notre espace de mesure est délimité par Π_i et Π_k dans lequel on devrait mettre notre objet à analyser (voir figure 2.10). Dans chaque position Π_i , la caméra devrait être en face au plan, son axe optique n'étant pas nécessairement perpendiculaire à la surface plane. En chaque position de la séquence, on prend une image du plan illuminé qui correspond à une profondeur particulière Z_i du plan par rapport à un système de référence absolu (système de référence retenu lors de l'étalonnage du capteur). La position Π_1 correspond à la profondeur Z_1 qui est égale à zéro par rapport au système de référence absolu, et ainsi de suite. Le pas qu'on a opté pour changer la position de la surface plane est égale à 5 mm . Chaque image acquise regroupe un ensemble de lignes lumineuses perpendiculaires produites par la projection des franges sur le plan (voir figure 2.10).

L'étalonnage de l'espace de mesure revient à déterminer, dans un premier temps, les équations des rayons issus de chaque cellule du capteur. A l'aide de ces équations, nous pouvons par la suite déterminer (voir figure 2.9) les expressions correspondant aux projections des lignes de l'image sur la surface d'ombre (franges) en se servant de l'étape d'étalonnage du capteur. Ces projections sont considérées comme étant une suite de segments dont les extrémités sont les projections des points pixels. Nous considérons pour cela un sous-ensemble de lignes pixels pour échantillonner toute l'image. Pour chaque ligne pixel nous sommes capables d'extraire la localisation subpixel des franges

qui l'intersectées. Pour l'instant nous supposons que l'extraction des minima des franges et ainsi que leur numérotation est possible. Nous verrons plus loin la manière dont cela est réalisé. Nous attribuons à chaque frange projetée un numéro n , et pour chaque ligne pixel d'échantillonnage le numéro l , et enfin pour chaque pixel de chaque ligne l le numéro p . Nous déterminons pour chaque plan Π_i les triplets (n, l, p) correspondants. Puisqu'on connaît la position Z_i de ce dernier, nous pouvons en déduire aisément la position (x, y, z) correspondante dans l'espace 3D, et nous pouvons en déduire par conséquent, les expressions des projections des lignes pixels sur les différentes surfaces d'ombre générées par le projecteur de la grille lumineuse. Nous sommes ainsi capables de construire la table suivante :

Numéro de la surface d'ombre (frange)	Numéro de la ligne pixel	Numéro de pixel	Intersection avec la surface d'ombre
n	l	p	x, y, z
		p'	x', y', z'
	
	l'	p	x, y, z
		p'	x', y', z'
	
n'	l	p	x, y, z
		p'	x', y', z'
	
	l'	p	x, y, z
		p'	x', y', z'
	

TABLE 2.1 — Données d'étalonnage de l'espace de mesure.

2.7.3 Reconstruction des points de surface 3D

Nous avons vu dans le processus d'étalonnage que l'on dispose à ce niveau des expressions mathématiques des franges et les numéros de chaque frange, ce qui rend possible l'obtention d'une image de coordonnées. Cette image de coordonnées peut être définie comme l'ensemble des points constituant les franges détectées dans l'image. Cela veut dire que, pour chaque point marqué de l'image appartenant à une frange, nous pouvons calculer les coordonnées 3D du point correspondant sur la pièce. En effet, à partir de l'image brute, différentes étapes nous conduisent à extraire les informations utiles pour la phase de la reconstruction 3D, à savoir la détection des franges, la numérotation de celles-ci, et encore la définition des lignes d'échantillonnage de l'image. Cela conduit à l'obtention des coordonnées image (x_{im}, y_{im}) à reconstruire et le numéro de frange n .

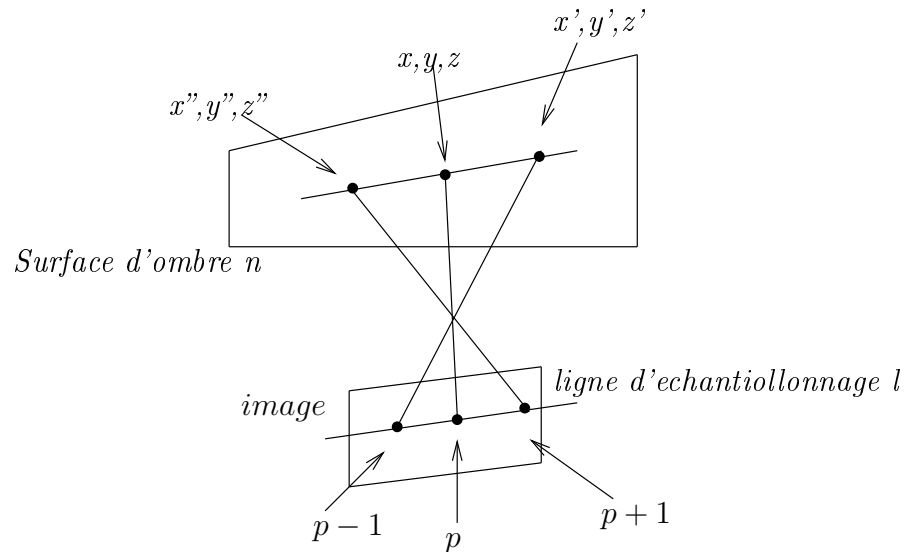


FIGURE 2.11 — Calcul des coordonnées 3D.

A partir des informations issues de l'étalonnage de l'espace de mesure, nous pouvons calculer les intersections entre les rayons engendrés par la projection des points image et les surfaces d'ombre (voir figure 2.11, et la table 1). Cette opération fournit les coordonnées d'un certain nombre de points faisant partie des franges, dans un système de coordonnées fixes lié à la scène. Puisque nous connaissons d'une part les expressions des équations des lignes caractérisant la projection des points image (x_{im}, y_{im}) , et d'autre part les numéros de chaque frange, nous pouvons en déduire en nous basant sur la table qui résume les données d'étalonnage, et à l'aide d'un calcul d'interpolation ou d'un calcul de triangulation, les coordonnées 3D (X, Y, Z) dans l'espace des points marqués (x_{im}, y_{im}) dans l'image brute.

2.8 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons introduit quelques notions de la géométrie projective utiles pour la lecture du troisième chapitre. De plus, nous avons introduit le modèle sténopé de caméra et les différentes relations géométriques existant entre les points de la scène et leurs projections dans l'image. Les concepts fondamentaux de la stéréovision ont été énumérés et décrits. La présentation de ces notions théoriques de la vision par ordinateur a aussi eu pour but d'éviter certaines ambiguïtés lors de la description des modèles mathématiques utiles dans la suite de ce travail de thèse.

Nous avons ensuite présenté en détail le modèle de caméra retenue pour modéliser le capteur utilisé dans notre travail de recherche, en l'occurrence le modèle sténopé. Puis, nous avons présenté les différents concepts de la vision stéréoscopique, en mettant en particulier l'accent sur la méthode d'étalonnage du capteur stéréoscopique, la géométrie épipolaire et les méthodes d'appariement entre données d'une paire d'images stéréosco-

piques. Nous avons notamment montré l'importance de la phase d'appariement pour la qualité de la reconstruction, ainsi que l'influence de la méthode d'étalonnage sur le type de reconstruction 3D obtenue.

Nous avons enfin évoqué les techniques de vision par projection de lumière structurée, en insistant sur la méthode utilisée pour étalonner l'espace de mesure dans lequel la pièce à évaluer doit être positionnée. Nous avons également abordé la modélisation géométrique du capteur mis en œuvre, ce qui permettra par la suite la modélisation du comportement de la tête de mesure, ainsi que la simulation du phénomène lumineux engendré par la projection d'un motif lumineux dans la scène. Cette description a enfin permis d'indiquer comment déduire d'une façon précise une information 3D sur les surfaces de la scène analysée.

Notre objectif porte sur la représentation 3D complète d'une pièce industrielle, et pour ce faire, nous avons décidé d'utiliser parallèlement deux systèmes de vision. Une approche du type stéréovision conduit ainsi à la reconstruction 3D des contours de la pièce à partir d'images stéréoscopiques. L'application d'une approche faisant appel à une lumière structurée permet, quant à elle, de reconstruire les surfaces de la pièce. Les deux approches, combinant contours et surfaces, sont par conséquent complémentaires pour ce qui est de l'information reconstruite. Elles permettent d'aboutir à une reconstruction 3D plus fidèle de l'objet en caractérisant à la fois ses contours et ses surfaces. Cela nous amène ainsi tout naturellement à étudier dans les chapitres suivants des méthodes de fusion de données 3D provenant de systèmes de vision différents. Celles-ci, comme nous le verrons, se basent essentiellement sur des approches du type recalage de données.

Chapitre

3

Reconstruction 3D d'une
combinaison de deux
capteurs passifs et actifs

3.1 Introduction

L'information tridimensionnelle que l'on peut déduire en faisant appel à la géométrie euclidienne des objets, voire même de scènes entières, est l'un des enjeux fondamentaux de la vision par ordinateur. Cette dernière s'est développée autour du défi majeur de doter l'ordinateur de capacités visuelles équivalentes à celles de l'être humain. Il s'agit, en particulier, de doter une machine de l'aptitude à extraire des informations pertinentes de la scène à partir des images de celle-ci et d'en interpréter le contenu. D'une manière générale, les objectifs de la vision par ordinateur sont, entre autres, la reconnaissance des formes, la navigation de véhicules autonomes [DK02] et la modélisation d'objets [KGC98].

Dans la modélisation d'objets ou de scènes, les détails et la prise en compte de la complexité d'un objet ou d'une scène constituent des obstacles encore difficiles à surmonter, malgré les avancées notables de l'infographie. Une telle réalisation devient cependant moins coûteuse quand on a recours aux techniques de la vision par ordinateur qui permettent de réduire l'intervention humaine dans l'élaboration de ces modèles, et qui peuvent aller jusqu'à l'automatisation complète de l'obtention de ces modèles. Il s'agit généralement d'extraire la structure géométrique tridimensionnelle 3D d'une scène ou d'un objet à partir d'images bidimensionnelles (2D) obtenues à l'aide de capteurs visuels ou caméras. Une telle entreprise nécessite souvent la connaissance de certains paramètres du capteur (paramètres intrinsèques et extrinsèques du capteur) et de la scène.

La vision stéréoscopique est une technique très répandue pour l'extraction de la structure tridimensionnelle en utilisant deux images représentant la même scène. Chaque point de la scène est projeté sur les deux images. La notion d'appariement est alors fondamentale dans la plupart des processus de vision, en particulier dans la reconstruction par vision stéréoscopique. Il s'agit ainsi d'identifier, pour chaque point physique de la scène, ses projections dans la paire d'images stéréoscopiques, et de mettre ainsi en correspondance ces deux points 2D. Cette étape est primordiale pour la phase de reconstruction. On peut distinguer deux approches de mise en correspondance, à savoir l'appariement dense et l'appariement non dense. La mise en correspondance non dense prend en considération des indices visuels de l'image caractérisant au mieux la scène (des contours, des points d'intérêt, etc.) pour réaliser les appariements et ensuite la reconstruction 3D de la scène. C'est le cas dans notre application pour laquelle une reconstruction des primitives géométriques de l'objet est réalisée. L'appariement dense quant à lui utilise tous les points de l'image, ce qui permet d'aboutir à une reconstruction 3D dense.

Par ailleurs, l'extraction des points à reconstruire dépend considérablement du type d'applications souhaitées. Dans notre cas, par exemple, on extrait des points de contours représentant les primitives géométriques de l'objet à analyser. La stéréovision nous offre ainsi un moyen d'obtenir une reconstruction décrite par les primitives constituant l'objet, la structure 3D ainsi obtenue ne contenant qu'un ensemble réduit de points 3D.

Les méthodes de vision basées sur la lumière structurée offre une autre possibilité pour la détermination de la structure tridimensionnelle de la scène. Celle-ci est obtenue à partir de l'analyse de la projection d'une lumière de caractéristiques connues dans l'environnement. En pratique, on utilise une caméra avec un projecteur de source lumineuse (souvent une source laser) qui émet un ensemble de rayons lumineux structurés, comme par exemple des franges, vers la scène. Les coordonnées 3D de la scène peuvent ensuite être calculées si la relation géométrique entre la caméra et le projecteur de lumière, et aussi les paramètres intrinsèques du système (caméra et projecteur), sont connus. Ceci est réalisé en analysant la déformation de la structure initiale projetée sur la surface de l'objet à analyser. Cette approche nous permet ainsi d'obtenir une représentation qui permet de caractériser la surface de l'objet par des points 3D.

Les deux systèmes de vision, à savoir, le système de stéréovision et le système à lumière structurée, sont complémentaires quant à l'information fournie par chacun des systèmes. Ainsi, la combinaison de ces deux systèmes constitue une approche prometteuse, pour mieux décrire l'objet et également de palier les limites liées aux deux systèmes pris séparément.

Dans ce chapitre, nous présentons dans un premier temps l'application d'un système de stéréovision, en insistant, entre autres, sur l'utilisation d'une information a priori pour la phase d'appariement. Puis, dans un deuxième temps, nous présentons les enjeux liés à l'utilisation d'un système à lumière structurée.

3.2 Reconstruction partielle des primitives géométriques de l'objet : Approche orientée contours

La reconstruction d'une scène demeure encore à l'heure actuelle délicate à réaliser, même si on connaît tous les paramètres nécessaires au bon fonctionnement de la procédure. Dans un système de stéréovision, la reconstruction 3D requiert la mise en correspondance entre des points des deux images de la scène prises dans deux positions différentes. Il est aussi indispensable que ces points soient extraits d'une manière très précise. L'extraction des points associés à l'objet étant la première étape du processus de reconstruction, cette précision va influencer le reste du processus. Les points extraits font ensuite l'objet d'une mise en correspondance en s'appuyant sur des éléments géométriques observés dans les deux images sous deux points de vue, avec l'objectif d'établir avec précision ces correspondances. La reconstruction tridimensionnelle est enfin effectuée à partir de cette liste de correspondances de points par une simple triangulation.

3.2.1 Extractions des indices visuels des images

Cette étape forme un processus d'analyse d'images qui vise à extraire des informations décrivant pertinemment la scène réelle. Son but est de structurer différemment

le contenu de l'image, en supprimant les informations inutiles et en représentant enfin cette information par une structure en adéquation avec le type d'applications souhaitées. Pour cette raison, les primitives à extraire doivent répondre positivement à des critères de stabilité, définis dans [Bey05], tels que leur pouvoir descriptif, leur capacité à lever les ambiguïtés et, notamment, leur invariance par rapport à un changement du point de vue du capteur.

La détection des points de contours, préalable à l'extraction des indices visuels, repose sur un filtrage (opération de convolution) de l'image. De nombreux travaux de recherche ont porté sur le développement d'opérateurs de détection de points de contour, dont le plus connu est celui de J. Canny [Can86], amélioré par la suite par R. Deriche [Der87] en donnant une solution optimale. On peut distinguer deux grandes familles de détecteurs de points de contour en fonction de leur mode de fonctionnement, à savoir les opérateurs linéaires et non-linéaires. Parmi les opérateurs les plus utilisés, on peut citer l'opérateur de type Gradient et celui de type Laplacien. Ces deux approches reposent sur le calcul des dérivées première et seconde de l'image. Ces opérateurs sont souvent constitués de deux filtres directionnels, dont les axes sont confondus avec les axes du repère de l'image. Le but de chacun de ces filtres est d'estimer la composante de la variation de niveau de gris en chaque point de l'image selon son orientation. De cette manière, par exemple, en chaque point de l'image, on peut obtenir la direction et l'amplitude de la variation maximale de niveau de gris en appliquant un opérateur de type gradient. Par ailleurs, le choix du type d'opérateurs à retenir doit impérativement prendre en compte le problème du bruit affectant l'image. Les images sont en effet souvent entachées d'une certaine quantité de bruit due au capteur ou aux conditions d'acquisition. L'utilisation du détecteur de points de contour de type gradient introduit par Canny a été ainsi retenu pour notre application. Le choix s'est porté sur cet opérateur parce qu'il présente un très bon compromis entre la simplicité d'implémentation et la robustesse face au bruit.

Habituellement, la détection de points de contour est réalisée en appliquant un filtre de convolution sur l'image, le filtre étant une fonction antisymétrique [Can86, Der87]. En appliquant le filtre de Canny, on obtient les dérivées premières de la fonction d'intensité de l'image. On peut ensuite calculer la norme et la direction du gradient d'intensité en chaque point de l'image. Les figures 3.1, 3.2, 3.3 et 3.4 montrent des exemples d'images de pièces manufacturées et des images résultats correspondantes obtenues en appliquant ce détecteur. La détermination des points de contour est dans notre cas effectuée en appliquant un seuillage approprié à l'image de la norme de gradient. On peut noter qu'un choix unique du seuil pour toute l'image peut éventuellement pénaliser un ensemble de contours, ou en favoriser d'autres, altérant de ce fait partiellement le contenu sémantique de l'image.

Enfin, l'extraction de points de contour par seuillage de la norme du gradient a pour conséquence que les contours de certaines régions de l'image ont une épaisseur de plusieurs pixels. De ce fait, une procédure supplémentaire d'amincissement des contours est nécessaire. Elle conduit à représenter les contours avec une épaisseur d'un pixel, et à garder ainsi les coordonnées des points pixels les plus représentatifs. La Figure



FIGURE 3.1 — Exemple d'images acquises de la pièce en L.

3.3 montre un exemple d'images de contours amincis. Plusieurs approches portant sur l'amincissement de contours ont été proposées dans la littérature. Des méthodes d'amincissement de contour peuvent être retrouvées en détail dans la thèse de [Bey05].

Les points de contour détectés font aussi l'objet d'une procédure de regroupement dans des listes connexes de points de contours. Ces listes sont obtenues en regroupant les points de contour voisins connexes dans une même liste, en formant ainsi des chaînes de points appelées listes primaires de points de contour. Ces listes primaires sont classées et regroupées par la suite en sous-ensembles selon des formes géométriques simples.

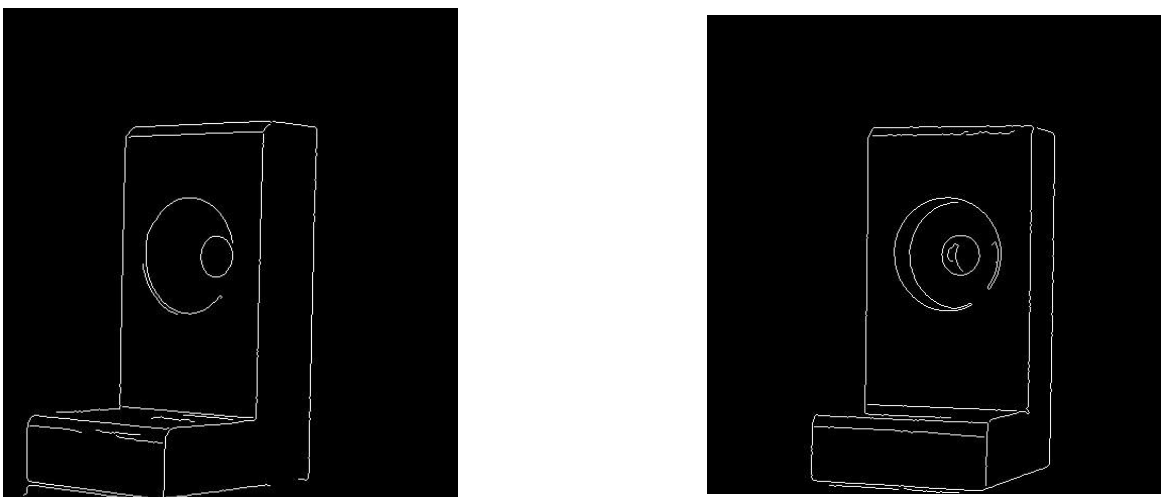


FIGURE 3.2 — Images de contours de la pièce en L obtenues en appliquant le détecteur de Canny.

Une étape préliminaire, primordiale avant d'acquérir et de traiter les images, a consisté à améliorer, autant que faire ce peut, les conditions d'illumination de la scène de façon à obtenir une image de bonne qualité. Une image est jugée de bonne qualité si elle est suffisamment contrastée. Ce qui conduira à une meilleure détection de points de

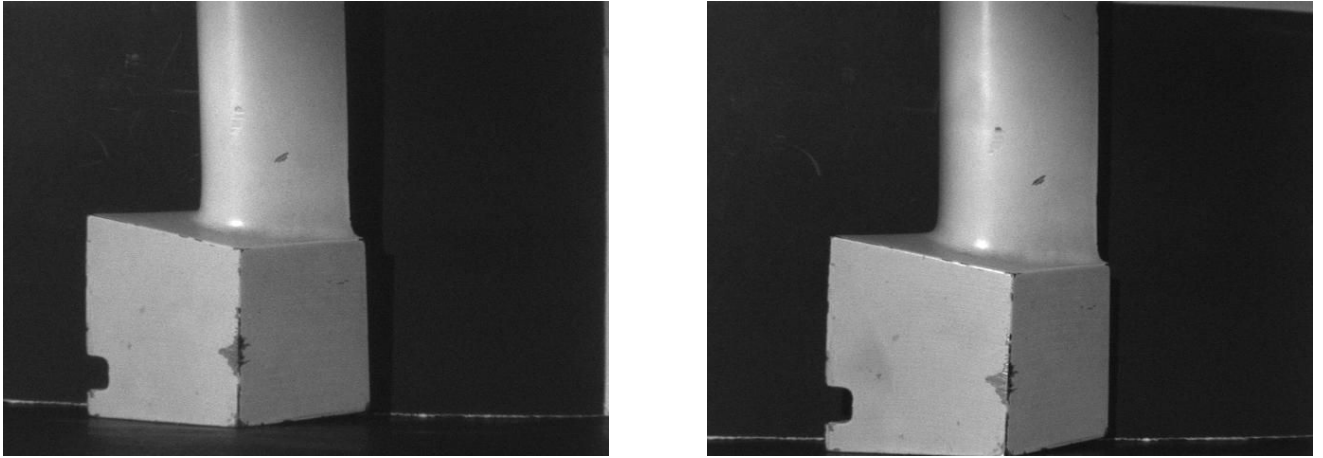


FIGURE 3.3 — Paire d'images stéréoscopiques de la pièce pale de turbine.

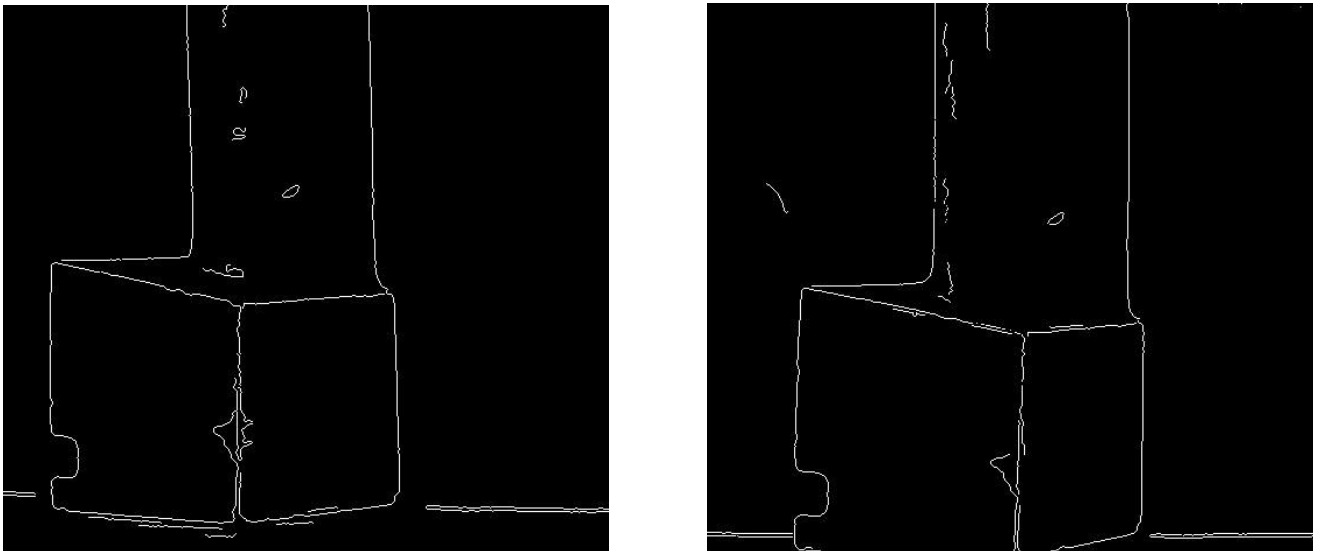


FIGURE 3.4 — Images de contours de la pièce pale de turbine obtenues en appliquant le détecteur de Canny.

contour (la détection des points de contours dépend en effet du contraste au voisinage de ces contours). Il est donc judicieux d'essayer de déterminer quelle est l'illumination de la scène la plus appropriée, qui conduira à des images acquises, dans notre cas de l'objet à évaluer, facilement exploitables. C'est la raison pour laquelle une attention très particulière a été portée à l'étude des conditions de prise de vue par Belhaoua [BKH], dans le but de concevoir un système de planification du placement de sources d'illumination tenant compte de plusieurs paramètres, à savoir l'intensité des sources d'illumination, leur distribution spatiale et la réflectivité de l'objet à évaluer. Son étude est basée sur les travaux de Yi et al [YHS95]. L'évaluation de la qualité d'une position de la source d'illumination est faite à partir de mesures locales du contraste autour

des contours des images et des variances associées aux approximations polygonales des listes de points décrivant ces contours. La meilleure position de la source d'illumination correspond au couple de valeurs caractérisé par une valeur maximale du contraste moyen et une valeur minimale de la moyenne des variances.

3.2.2 Création et classification des listes de points de contours

Notre choix s'est porté pour l'approximation des listes de points connexes obtenues dans l'étape précédente par des éléments géométriques simples, à savoir des segments de droite et des éléments curvilignes. Cela est justifié par le fait que, outre que cette approximation permet d'aboutir à une description symbolique du contenu de l'image, l'utilisation de ces primitives a montré que ces dernières sont moins sensibles à une erreur de position et qu'elles ont l'avantage d'être plus discriminantes et plus simples à manipuler dans la description du contenu de l'image que l'utilisation des points séparés [Aya89a, Bey05].

Les listes primaires de points de contour font l'objet d'une procédure de classification selon les critères géométriques proposés dans [Bey05]. L'objectif est de subdiviser ces listes en une ou plusieurs parties, chacune de forme géométrique simple. Cet algorithme se base sur la direction du gradient calculée en chaque point de contour et repose sur le tracé d'histogrammes locaux de la direction du gradient, afin de rechercher les points de segmentation des listes, pour en déduire l'ensemble des formes géométriques décrivant ces listes. Toutes les listes primaires de points de contour sont ainsi traitées et réduites en formes géométriques simples du type segments de droites ou du type formes quelconques (éléments curvilignes).

Un exemple de résultats obtenus avec cette méthode de classification des points de contour est donné figure 3.5.

Pour la suite, la procédure de mise en correspondance est considérablement simplifiée en faisant appel à ces attributs géométriques. L'appariement, de fait, consiste à déterminer des correspondances entre des primitives de même classe. Ainsi, pour chaque primitive d'un type donné de la première image, on cherche son correspondant dans la seconde image parmi toutes les primitives de la même classe. Dans notre cas, nous avons utilisé la méthode d'appariement proposée par Far [Bey05], rappelée en détail dans la section suivante.

3.2.3 Procédure d'appariement de contours et de points

La mise en correspondance de points entre deux images se base le plus souvent sur le principe de ressemblance. Deux points se ressemblent si et seulement si le point de la première image représente le même point physique dans la deuxième image. La ressemblance entre deux zones dans les deux images d'une même scène peut être quantifiée par une mesure de corrélation tenant compte du voisinage du point, pour réduire l'influence du bruit, des occultations, et enfin de la taille de la fenêtre utilisée

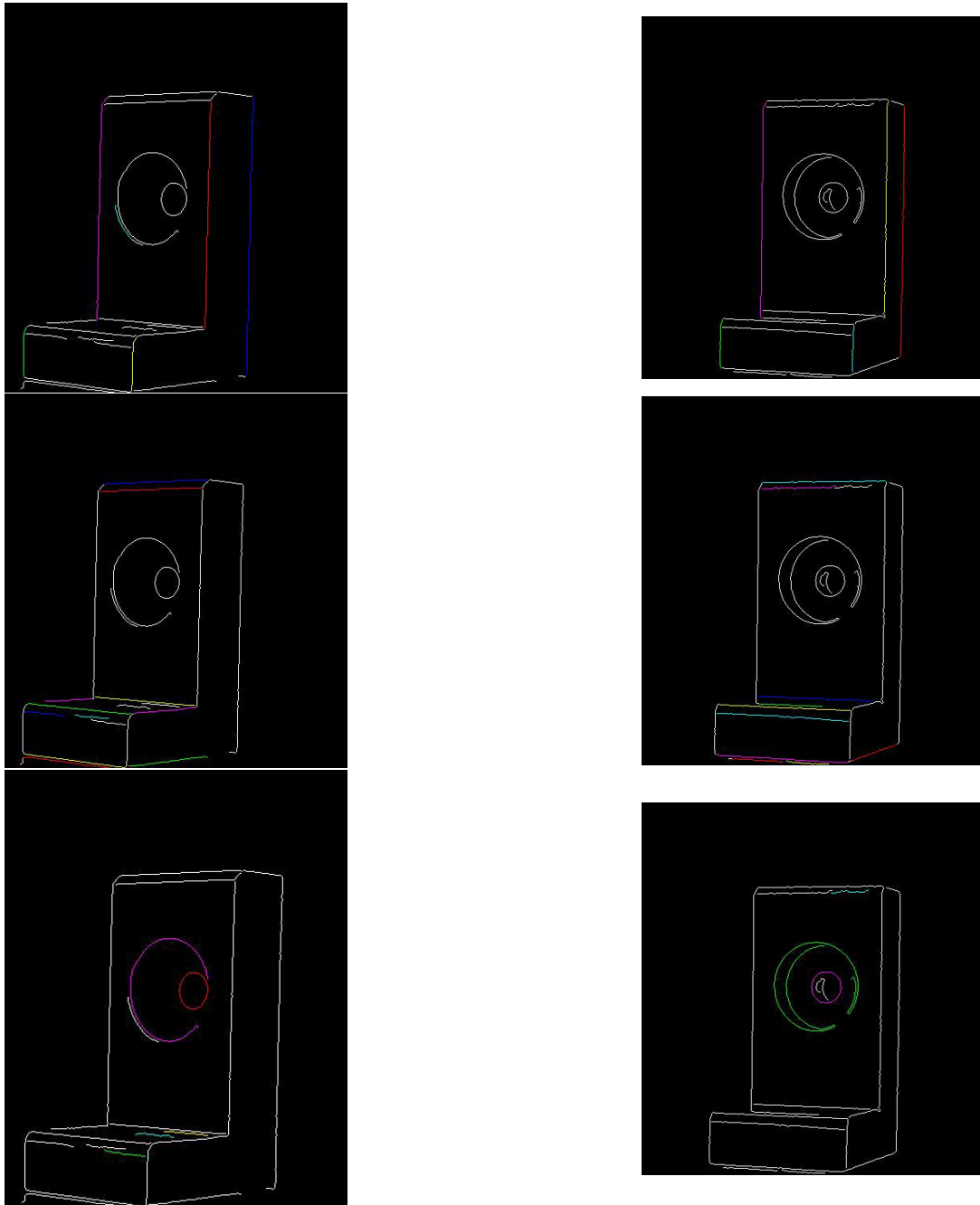


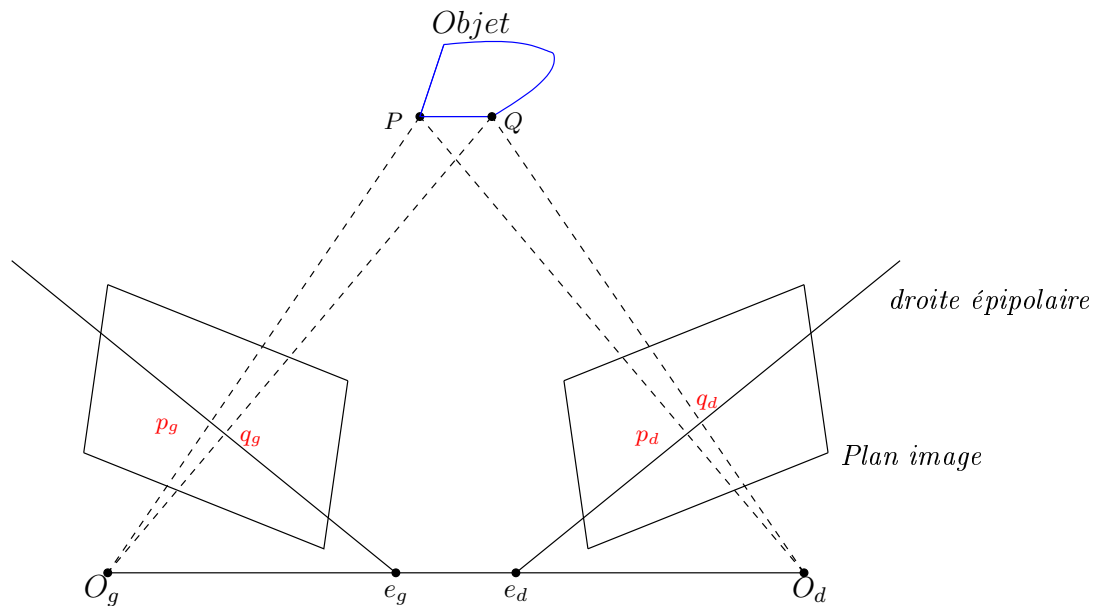
FIGURE 3.5 — Résultats de classification des listes primaires de points de contour en primitives simples, droites verticales (en haut), droites horizontales (au milieu), et éléments curvilignes (en bas). La couleur des contours dans ces images n'est pas significative.

[Bou94].

Nous avons cependant préféré adopter la technique de mise en correspondance de contours proposée par Far [FKE05b, FKE05a]. Cette approche se base non seulement sur la géométrie épipolaire, mais aussi sur le calcul d'un critère de similarité. Dans cette approche, une opération préliminaire est nécessaire pour simplifier le processus d'appariement et porte sur la classification, telle que décrite section 3.2.2, des listes de points de contours en formes géométriques simples comme des segments de droite ou des formes curvilignes. Les primitives du type segments de droite sont ensuite classées en primitives correspondant à une droite verticale ou à une droite horizontale. L'avantage majeur de cette étape préliminaire réside dans le fait que la description du contenu de chaque image est réduite à un nombre beaucoup moins important de caractéristiques que le nombre de points de contours initialement disponibles. Cela conduit ainsi à une recherche de correspondances simplifiée.

La recherche du correspondant de chaque primitive donnée dans la première image s'effectue dans la même classe de primitives dans la deuxième image. L'utilisation de la matrice fondamentale F permet de guider ensuite la recherche des correspondances entre les points de contour dans les deux images. En utilisant l'algorithme d'appariement développé par Far [FKE05b, FKE05a], l'appariement des points de contour est effectué de manière bidirectionnelle. En effet, pour tous les points de l'image de gauche appartenant à une primitive donnée, on calcule les droites épipolaires correspondantes dans l'image droite et on détermine leurs intersections avec toutes les primitives de même classe dans l'image de droite. Nous construisons ainsi une matrice $App(g,d)$, dite d'appariement gauche/droite, dont les éléments indiquent le nombre d'intersections entre les droites épipolaires associées aux points de l'image de gauche et les primitives de l'image de droite. Le même principe de mise en correspondance est appliqué en partant de l'image de droite et nous amène ainsi à construire la matrice d'appariement droite /gauche $App(d,g)$ qui regroupe à nouveau les nombres de tous les appariements possibles entre points correspondant à un même type de primitives. Dans ces matrices d'appariement, chaque élément présentant un score élevé pour le nombre d'intersections peut être associé à une forte probabilité d'appariement correcte entre les primitives liées à cet élément. La mise en correspondance est enfin finalisée en se basant sur le calcul d'un critère de similarité reposant sur la recherche de maxima du score se correspondant dans les deux matrices d'appariement. Cela permet ainsi d'éliminer les faux appariements entre primitives des deux images. Nous résumons dans ce qui suit le principe de l'algorithme présenté par [FKE05b].

Pour guider le choix des primitives pour la phase d'appariement, une procédure intermédiaire consiste à comparer les données images réelles avec celles des images conceptuelles correspondantes (obtenues à partir du modèle CAO de l'objet). Ces dernières sont obtenues en tenant compte des points de vue des deux caméras. i. e. des paramètres d'étalonnage. La paire d'images conceptuelles qui en résulte est ensuite considérée comme une référence. L'utilisation de ce modèle conceptuel de la pièce permet en effet d'exploiter une information a priori pendant la procédure d'appariement, le but étant de ne conserver pour cette phase que les primitives visibles simultanément


FIGURE 3.6 — La contrainte d'ordre.

dans les deux images, les primitives non visibles conjointement étant automatiquement éliminées. Seules les primitives ainsi sélectionnées feront l'objet de la procédure d'appariement décrite. La procédure de comparaison entre données réelles et conceptuelles sera présentée dans la section 3.3. Lorsque les primitives de chaque classe de forme sont appariées, chaque couple de primitives appariées fait l'objet d'un appariement point à point faisant appel à des approches classiques se basant sur les droites épipolaires. En effet, le correspondant de chaque point appartenant à une primitive gauche est bien à l'intersection entre sa droite épipolaire dans l'image de droite et la primitive droite correspondante. Une contrainte supplémentaire est prise en considération pour l'appariement point à un point des points appartenant à une forme curviligne, une double intersection pouvant exister pour des courbes fermées. Cette contrainte porte sur la direction du gradient. Deux points ne peuvent pas être appariés s'ils n'ont pas approximativement la même direction du gradient. Deux contraintes supplémentaires sont appliquées dans l'algorithme de Far, afin de le rendre plus robuste face à des situations particulières. La première est la contrainte d'ordre. La projection des points d'une scène conserve le même ordre dans les deux images. Soit p_g un point se trouvant à gauche du point q_g dans l'image de gauche. La contrainte d'ordre impose que, dans l'image de droite, les points correspondants p_d et q_d soient dans le même ordre (voir figure 3.6). La deuxième est la contrainte d'unicité. Cette contrainte stipule qu'une primitive de la première image ne peut être mise en correspondance qu'avec une unique primitive de la seconde image (voir figure 3.7).

Enfin, la rectification d'une paire d'images stéréoscopiques permet de se ramener à une géométrie épipolaire très simple, dans laquelle les droites épipolaires sont parallèles à l'axe horizontal passant par les deux centres optiques. Ceci permet de grandement simplifier l'algorithme d'appariement, tout en réduisant les erreurs numériques lors

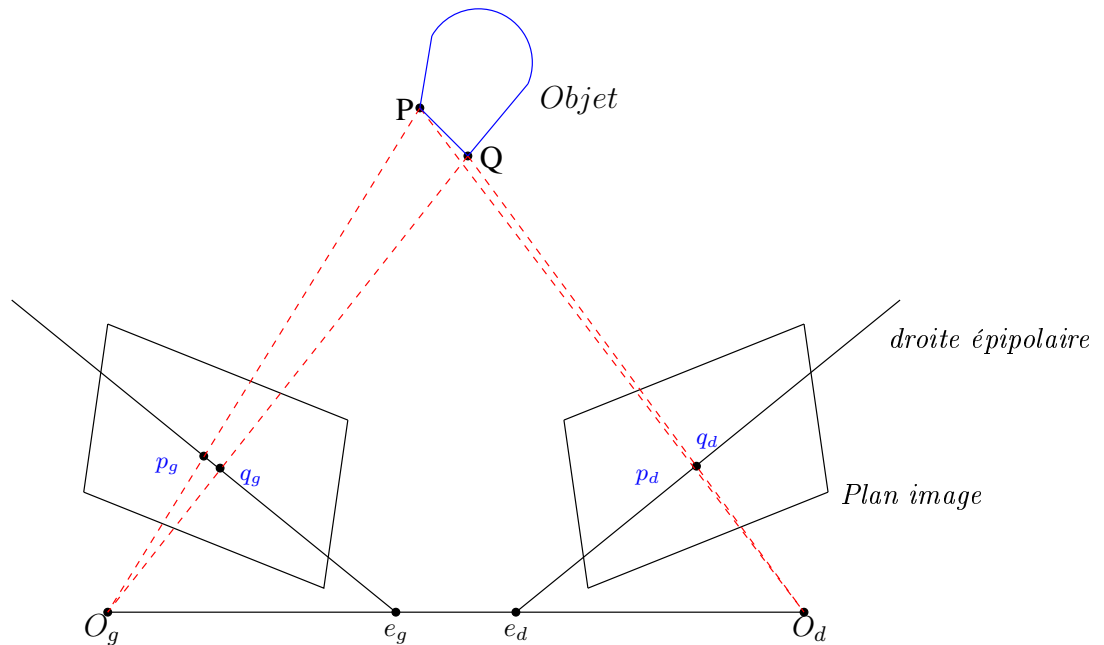


FIGURE 3.7 — Principe d'unicité. Illustration d'une violation de cette contrainte : les points P et Q se projettent en un même point image dans l'image de droite.

du parcours des droites épipolaires. Ceci permet ainsi de réduire la recherche d'un correspondant pour un point de l'image gauche au parcours d'une ligne horizontale dans la seconde image située à la même ordonnée que celle du point. La section suivante est consacrée au rappel des principes de la rectification des images. L'algorithme que nous venons de décrire pour la mise en correspondance de points de contour est résumé ci-après.

3.2.4 Rectification des images

Le problème de la rectification des images en stéréovision est largement abordé dans la littérature. La rectification d'une paire stéréoscopique implique d'une manière générale que les lignes épipolaires soient parallèles à l'axe horizontal de la paire d'images d'une part, et que pour un pixel donné de la première image son correspondant se trouve obligatoirement sur la ligne de même ordonnée dans la seconde image d'autre part. La rectification des images est beaucoup plus simple à réaliser quand on connaît la position des caméras (paramètres extrinsèques). Dans les situations pour lesquelles les positions des caméras ne sont pas connues, la procédure de rectification est ardue [Har97].

Il existe plusieurs algorithmes de rectification des images. On peut ainsi citer les méthodes de rectification planaire, comme par exemple dans [AH88], qui propose une méthode de rectification basée sur les matrices de projection des caméras, en effectuant une rétro-projection dans un même plan des pixels d'une paire d'images stéréoscopiques. La méthode proposée dans [FFT⁺98] propose une approche de rectification nécessitant l'étalonnage complet de système de vision. Une autre méthode de rectifica-

Algorithme 1 : Algorithme d'appariement des contours (y compris les traitements des images et la reconstruction 3D des primitives)

Prétraitement des données images

- (a) Estimation de la géométrie épipolaire (matrice F et F^t).
- (b) Segmentation des images et construction des listes de points de contour.
- (c) Classification des listes de points de contour en droites verticales, droites horizontales et primitives de formes curvilignes.

Détermination des primitives géométriques observées dans le couple d'images stéréoscopiques en utilisant une connaissance *a priori* (modèle CAO). Détermination des appariements potentiels

- (d) Pour chaque primitive gauche $C_{g,i}$, calcul du nombre d'intersections $Int_{g,i}$ des droites épipolaires $l_{g,i}$ avec les primitives droites $C_{d,j}$. Obtention de la matrice $App(g, d)$.
- (e) Pour chaque primitive droite $C_{d,j}$, calcul du nombre d'intersections $Int_{d,j}$ des droites épipolaires $l_{d,j}$ avec les primitives gauches $C_{g,i}$. Obtention de la matrice $App(d, g)$.

Finalisation/Validation des appariements

- (f) Evaluation du critère de similarité entre les deux matrices : recherche des maxima qui se correspondent dans les deux matrices.
 - (g) Elimination des contours appariés à la suite de l'étape (f) dans les deux matrices.
 - (h) Itération des étapes (d) à (g) jusqu'à ce que toutes les primitives soient traitées.
 - (i) Reconstruction 3D de l'objet.
-

tion planaire a été proposée par [GF97]. Celle-ci s'appuie sur l'utilisation de la matrice essentielle et est appliquée à des prises de vue aériennes. Hartley en 1999 [HHAR99] a présenté un nouveau formalisme de la rectification planaire se basant uniquement sur la matrice fondamentale. Il propose de rectifier les images en déterminant les deux matrices qui permettent de projeter les épipôles à l'infini, tout en minimisant un critère de disparité entre points se correspondant dans les deux images.

La rectification des images dans notre cas est plus simple, car les paramètres intrinsèques et les positions des caméras dans un repère lié à la scène sont déterminés pendant une phase d'étalonnage. La rectification est effectuée en supposant que les caméras « virtuelles » dans leurs positions rectifiées possèdent les mêmes paramètres intrinsèques que les caméras réelles. Par conséquent, pour réaliser la rectification, il ne reste qu'à définir les nouvelles matrices de projection, et ainsi les nouvelles positions des caméras en leur appliquant une simple rotation autour des centres optiques de manière à ce que les deux plans images soient coplanaires. Cela conduit à avoir des épipôles placés à l'infini et ainsi des droites épipolaires parallèles (voir figure 3.8).

Afin de déterminer les nouvelles positions des caméras, il est donc nécessaire de

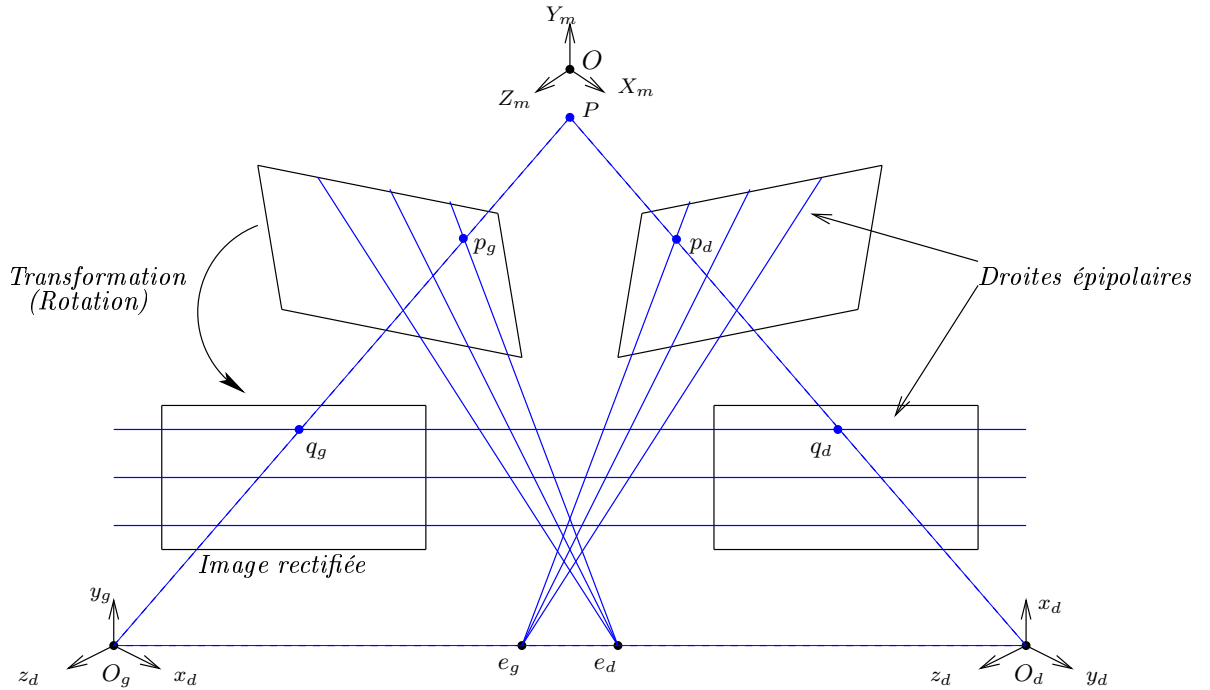


FIGURE 3.8 — Schéma illustrant le principe de la rectification d'une paire d'images stéréoscopiques.

définir les nouvelles matrices de projection (voir figure 3.9), sachant que les paramètres intrinsèques des caméras et les paramètres définissant les positions des caméras avant rectification sont connus. Il ne reste ainsi qu'à déterminer la transformation rigide entre le repère lié à la scène et les caméras dans leurs positions après rectification. Les éléments de la nouvelle matrice de transformation, pour la caméra droite par exemple, se réduisent ainsi à un simple calcul de changement de repère, de telle manière que l'axe $O_d x$ soit parallèle à la droite $O_d O_g$. Soit $O_d x_1 y_1 z_1$ le repère de la caméra droite dans sa position rectifiée (voir figure 3.9). Le vecteur directeur de l'axe $O_d x_1$ peut être défini par :

$$\vec{r}_1 = \frac{\overrightarrow{O_d O_g}}{\|\overrightarrow{O_d O_g}\|}. \quad (3.1)$$

Les deux vecteurs directeurs perpendiculaires à \vec{r}_1 définissant les deux autres axes du nouveau repère, peuvent être calculés par un simple produit vectoriel simple.

Ainsi, la matrice de transformation reliant le repère lié à la scène (repère d'étalonnage) et la caméra droite dans sa position rectifiée est donnée par :

$$M_{di} = \begin{pmatrix} R_i & T_d \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Avec $R_i = [r_1 r_2 r_3]$, les vecteurs directeurs du nouveau repère r_1, r_2, r_3 définissant la rotation à effectuer pour passer du repère lié à la scène au repère de la caméra droite dans sa position rectifiée.

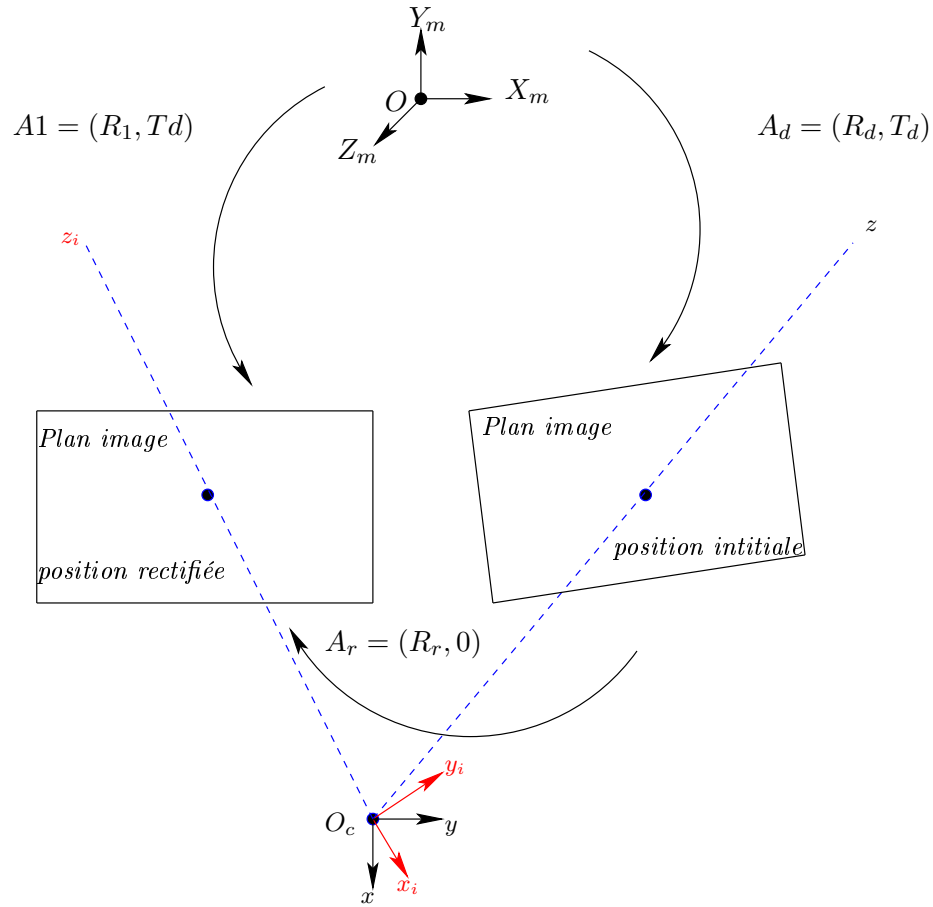


FIGURE 3.9 — Schéma montrant le principe de calcul des images rectifiées.

La rectification de l'image de droite est ainsi effectuée en appliquant une simple rotation R_r , la matrice de rotation est donnée par :

$$R_r = R_d^{-1} R_i \quad (3.3)$$

Puis la rectification de l'image de droite est achevée par une rotation R_r du repère initial lié à la caméra vers le nouveau repère (x_1, y_1, z_1) . Les coordonnées de l'image rectifiée sont enfin calculées à partir des coordonnées initiales de la manière suivante :

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{pmatrix} = R_r \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

La procédure de rectification de l'image de gauche suit bien évidemment le même principe.

Il est à noter que des études menées par Belhaoua dans ses travaux de thèse [Bel11] ont porté sur l'influence d'une rectification des images sur l'estimation des erreurs 3D pour un système de stéréovision. Le travail a visé à étudier la propagation de l'erreur

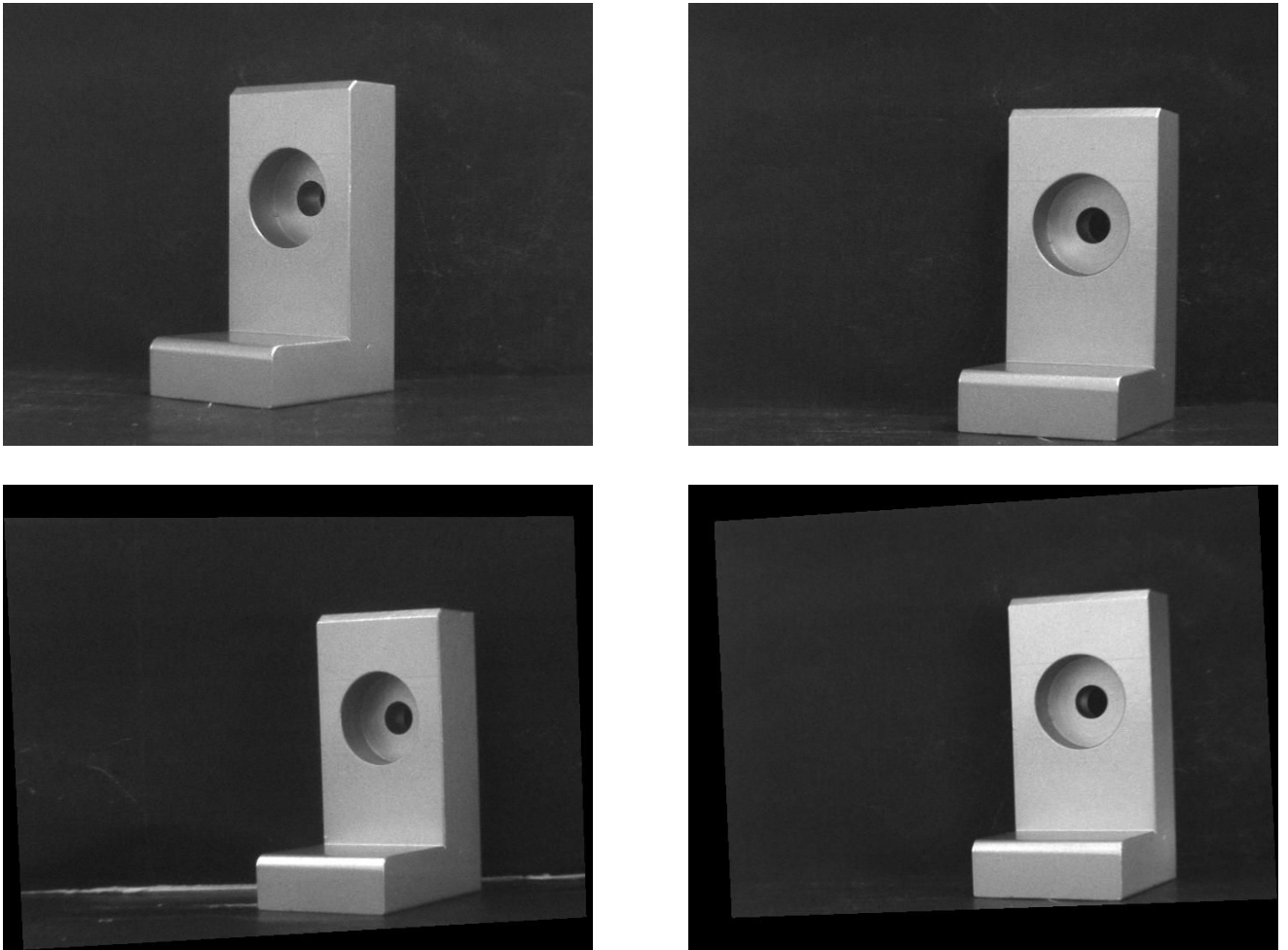


FIGURE 3.10 — Exemple d'une paire d'images de la pièce en L avant et après rectification.

de détection des contours dans l'image 2D vers la reconstruction 3D. L'approche qu'il a proposée est fondée sur une approximation polygonale des points de contours par des segments qui correspondent soit à des droites, soit à des arcs d'ellipses. Cette approximation est effectuée en minimisant un critère d'erreur défini à partir de la distance orthogonale entre ces points et le modèle. Les résultats obtenus ont montré que les erreurs 3D, quantifiées pour les contours reconstruits à partir des images rectifiées, sont beaucoup plus faibles, comparées à celles estimées pour des reconstructions à partir des images acquises. La rectification des images permet ainsi de réduire les erreurs 3D d'environ 50% en moyenne. Les figures 3.10 et 3.11 montrent un exemple d'une paire d'images avant et après rectification pour deux de nos pièces de test. Les droites épipolaires sont bien parallèles pour les images rectifiées. La contrainte épipolaire peut ainsi être appliquée simplement pour la mise en œuvre de l'algorithme d'appariement des points 2D. La figure 3.12 donne un exemple de calcul des droites épipolaires nécessaires à la mise en correspondance pour les trois classes de primitives retenues dans ce travail.

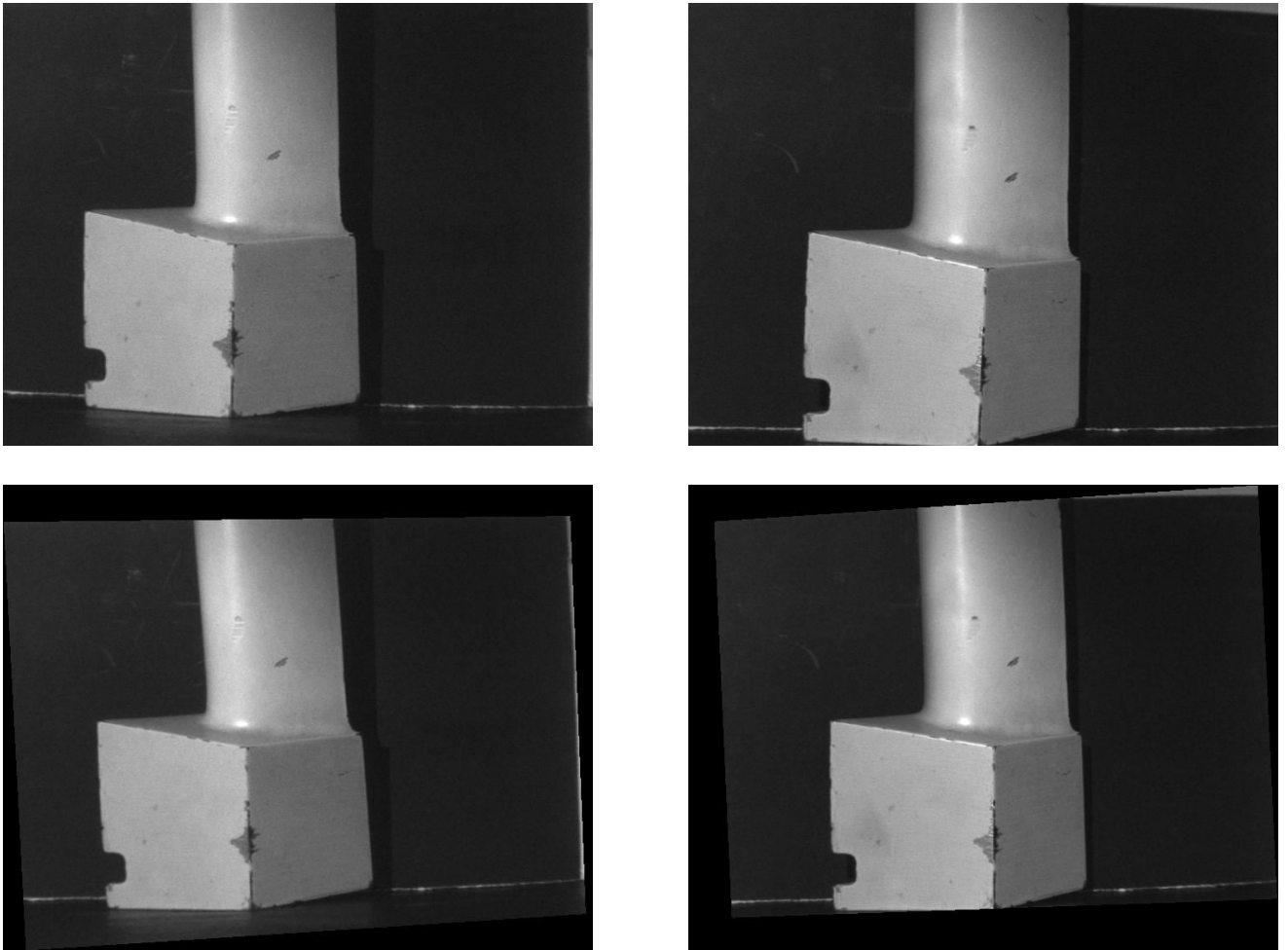


FIGURE 3.11 — Exemple d'une paire d'images de la pièce pale de turbine avant et après rectification.

3.3 Modélisation CAO de la scène

Rappelons que l'objectif fixé à notre travail est plus particulièrement le contrôle qualité de pièces manufacturées. Les caractéristiques géométriques et les dimensions des formes de la pièce sont ainsi souvent connues *a priori* pour ce type d'application. Nous avons ainsi été amenés à développer une méthode de modélisation adéquate pour les pièces à évaluer. Cette modélisation doit décrire aussi bien la géométrie que la représentation idéale du modèle, en tenant compte de certaines contraintes telles que les conditions de la prise de vue (nature et position des sources d'éclairage) et les paramètres du capteur (position et paramètres intrinsèques des caméras). Cela conduit à une modélisation très fidèle de la scène réelle, en particulier la géométrie de cette dernière, et à une simulation parfaite des mesures sur la pièce. Les images de synthèse, résultats de cette modélisation, ne présentent en effet aucun défaut. Elles sont obtenues en tenant compte des points de vue des deux caméras réelles en utilisant les valeurs

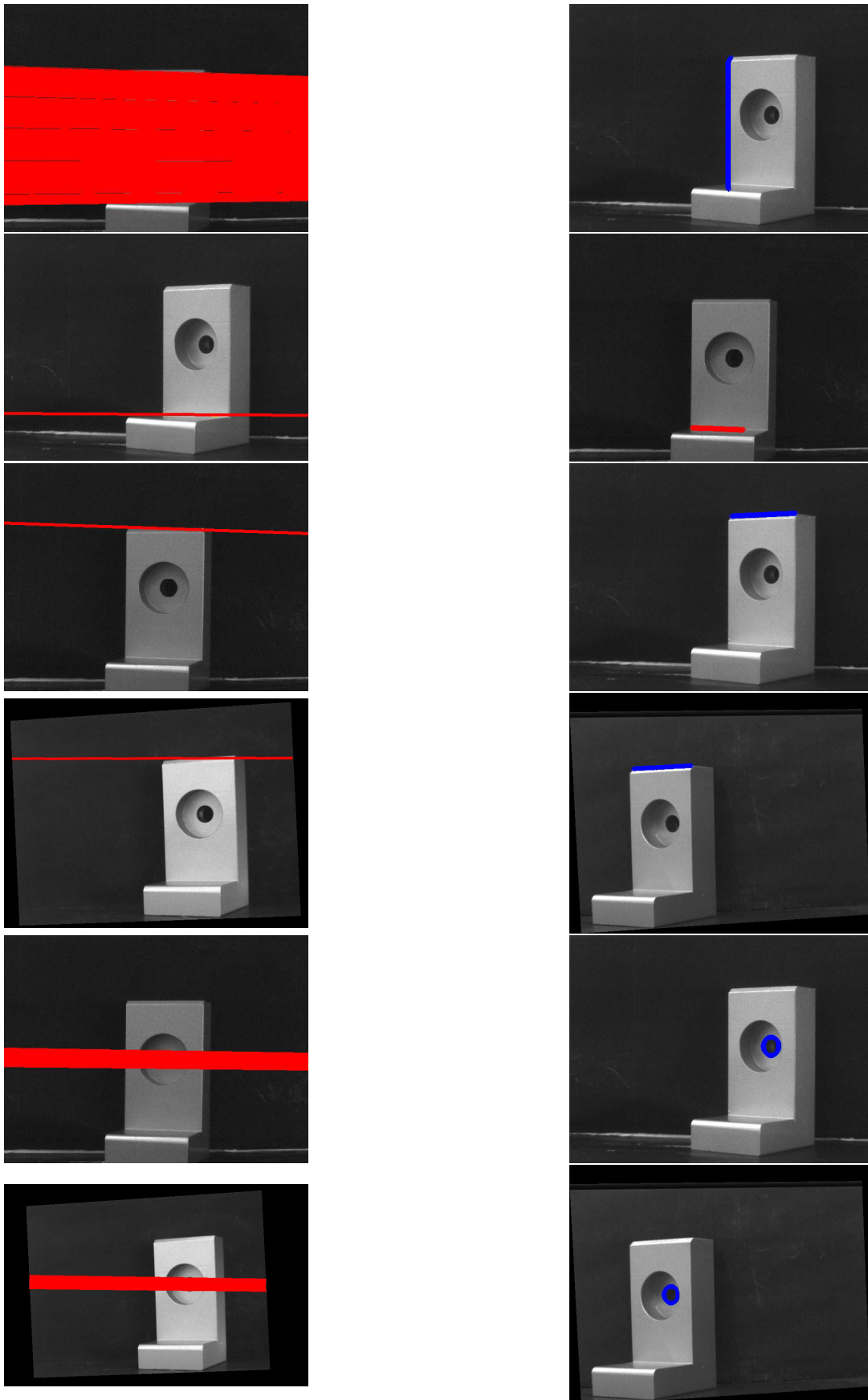


FIGURE 3.12 — Droites épipolaires calculées à partir des contours de l'image droite, contour vertical en haut, deux contours horizontaux au milieu, et un contour curviligne en bas (images non rectifiées avec des images rectifiées).

des paramètres d'étalonnage.

L'approche développée vise aussi à définir un modèle de coopération entre images acquises et représentations conceptuelles (modèle CAO), en se basant pour se faire sur la comparaison d'une suite d'images réelles et de synthèse de la pièce à contrôler. L'environnement CATIA V5 de Dassault Systems utilisé est un logiciel de conception assisté par ordinateur très performant et idéal pour notre application. Il offre la possibilité de concevoir des modèles CAO 3D complets de pièces manufacturées en utilisant plusieurs techniques. Dans notre cas, nous avons retenu la technique de modélisation par arbre de construction (Constructive Solid Geometry ou CSG). Cette dernière permet de réaliser la modélisation d'un objet sans aucune ambiguïté, par combinaison des volumes de base constituant l'objet. On dispose dans ce but de transformations géométriques (translation, rotation, etc.) et d'un ensemble d'opérations comme, par exemple, la soustraction, l'union ou l'intersection qui permettent de combiner les volumes de base afin de construire des objets 3D beaucoup plus complexes. Un exemple de description CSG d'un objet, notre objet test simplifié, est présenté dans la figure 3.13. L'outil CATIA V5 nous a aussi permis, grâce à ses ateliers très spécialisés, de simuler l'environnement d'acquisition des images, le contrôle des paramètres du capteur, des paramètres d'illumination ainsi que de la position de l'objet. Un fichier descriptif de l'ensemble des primitives de l'objet (points, segments de droites, segments curvilignes, etc.) est ainsi obtenu lors de la génération du modèle conceptuel de la pièce à évaluer.

3.3.1 Modélisation de pièces à évaluer

La modélisation conceptuelle de la pièce a pour finalité de mettre à disposition, lors du déroulement de l'application, une meilleure description du contenu de la scène imagée afin de doter le processus d'analyse d'image de la capacité d'éliminer les effets indésirables tels que le bruit et les artefacts d'éclairage. Ainsi, la modélisation de la pièce à évaluer a pour but de définir et de structurer les éléments numériques détaillant un objet, utiles dans l'application d'algorithmes spécifiques pour la fabrication ou la modélisation, ou, ici, dans notre application. Selon [BPM90], on peut distinguer trois principales méthodes de modélisation largement utilisées pour des objets usinés, à savoir les modélisations fil de fer, surfacique et volumique. Ces méthodes de modélisation sont présentées en détails dans la thèse de Far [Bey05]. En résumé, CATIA V5 est un logiciel initialement destiné à la conception dans le cadre des projets aéronautique, mais il est actuellement utilisé dans plusieurs applications faisant appel à la modélisation CAO. À partir de formes élémentaires, nous pouvons déterminer des formes tridimensionnelles complexes en nous appuyant sur des transformations topologiques (union, intersection ou soustraction) et/ou des contraintes de dimension et de positionnement appliquées aux éléments élémentaires. Les pièces auxquelles nous avons fait appel lors de la conception CAO sont les pièces en « L » et « pale de turbine » utilisées dans notre laboratoire pour l'expérimentation. Pour la pièce en « L », les primitives géométriques qui la constituent, correspondent à des formes géométriques simples telles que des segments de droite et des segments de forme curviligne. Les données techniques de

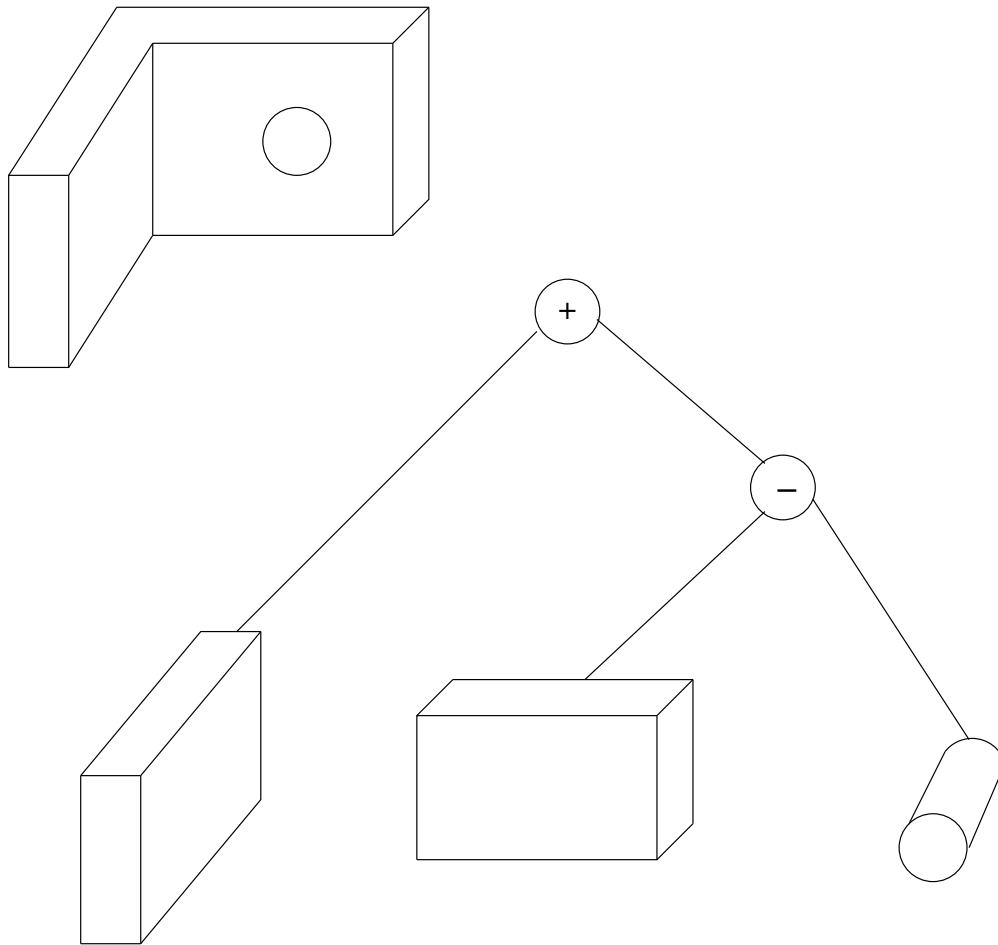


FIGURE 3.13 — Exemple d'arbre CSG associé à la construction de la pièce en L simplifiée.

la pièce étant disponibles, une modélisation précise de cette pièce est de fait possible en utilisant l'atelier « Part design » de l'environnement CATIA V5. La pièce « pale de turbine », quant à elle, est constituée de primitives géométriques simples correspondant à des segments de droites, mais inclut aussi des surfaces gauches dont la modélisation demeure une tâche très délicate, voire impossible avec cet atelier. Les figures 3.1 et 3.3 présentent respectivement des images de la pièce en « L » et de la pièce « pale de turbine ». Les points de vue de ces images ont été ceux utilisés pour la génération des images CAO. La figure 3.14 ci-après indique par ailleurs les données techniques de la pièce « pale de turbine » et prises en compte lors de la modélisation CAO. Cette modélisation fournit ainsi un fichier descriptif pour chacune des deux pièces. Ces fichiers seront ensuite exploités par le système de planification de notre application afin de guider la reconstruction 3D.

Les modèles conceptuels 3D obtenus à l'issue de la modélisation pour la pièce en forme de « L » et la pièce « pale de turbine » sont montrées dans les figures 3.15 et 3.17 respectivement. La figure 3.16 présente le modèle de la pièce en L en mode

rendu réaliste, c'est-à-dire en tenant compte de conditions d'illumination. Nous avons également généré une modélisation filaire des pièces comme le montre la figure 3.22. Cette modélisation est particulièrement utile pour faciliter le choix des primitives à éventuellement appairer pendant l'étape de mise en correspondance.

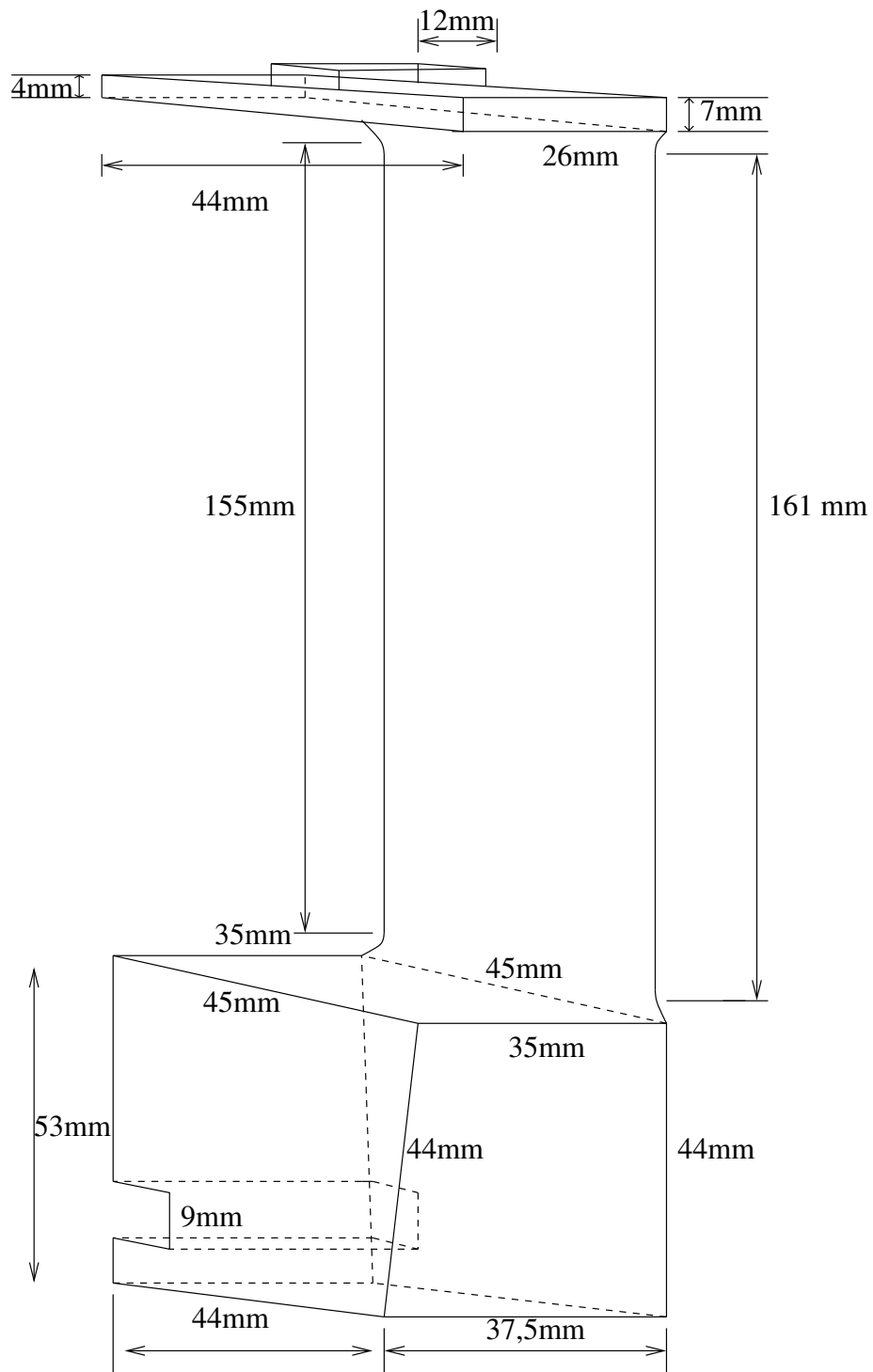


FIGURE 3.14 — Données techniques de la pièce pale de turbine.



FIGURE 3.15 — Modèle conceptuel de la pièce en L.

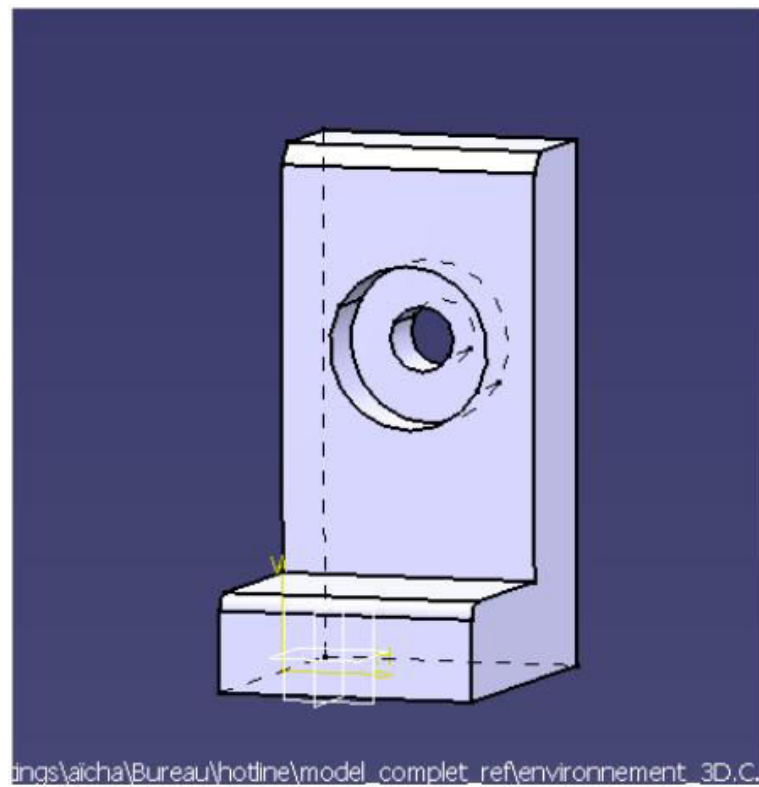


FIGURE 3.16 — Modèle de la pièce en L en mode rendu réaliste.

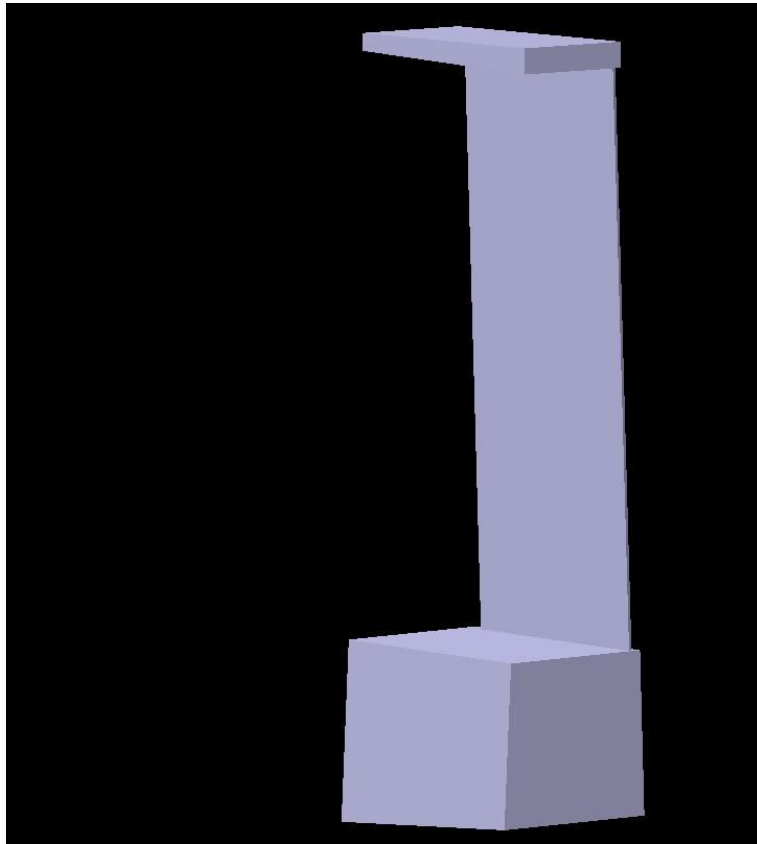


FIGURE 3.17 — Modèle conceptuel de la pièce pale de turbine.

3.3.2 Modélisations des conditions de prise de vue

L'inspection dimensionnelle dans notre cas est fondée sur la comparaison d'images réelles et conceptuelles. Celle-ci requiert impérativement de reproduire avec suffisamment de fidélité les conditions réelles d'acquisition des images. Les images de synthèse utilisées pour la comparaison avec les images acquises sont le résultat d'une étape de modélisation du processus d'acquisition à l'aide de caméras virtuelles. Cette étape de simulation des données réelles repose sur la disponibilité du modèle conceptuel de la pièce, conçue auparavant dans l'atelier de conception, ainsi que sur les paramètres réels de la prise de vue, à savoir les paramètres d'étalonnage de la tête stéréoscopique et les paramètres d'illumination de la scène. L'ensemble de ces paramètres vont intervenir non seulement dans la définition du point de vue des caméras et des positions relatives de l'objet par rapport aux deux capteurs, mais aussi dans la simulation des distributions d'éclairement et de luminance sur les surfaces de la pièce et de son environnement.

3.3.3 Processus de formation de l'image de synthèse

Le processus de formation des images conceptuelles se résume en cinq étapes modélisant une série de transformations géométriques entre les repères liés à la caméra réelle et à la caméra virtuelle. En effet, l'obtention d'images de synthèse à partir de caméras virtuelles ayant les mêmes points de vue que les capteurs de la tête stéréoscopique, nécessite la prise en compte explicite des conditions réelles d'acquisition comme les paramètres d'étalonnage et la position des sources d'éclairage.

3.3.3.1 Génération des images conceptuelles et des images filaires

Dans cette étape, le modèle géométrique, résultat de la conception, est déjà disponible. Nous avons alors la possibilité de visualiser le modèle conçu en exploitant un atelier spécifique de visualisation appelé « Photos Studio ». Cet atelier nous permet de simuler complètement la procédure d'acquisition en tenant explicitement compte des caractéristiques géométriques de l'objet et des conditions réelles de la prise de vue. Nous avons ainsi été capables de générer des images de synthèse avec les mêmes points de vue que ceux du capteur réel. La paire d'images conceptuelles générées reflètent avec précision la scène réelle. Ceci est dû notamment aux paramètres d'étalonnage du capteur stéréoscopique réel injectés dans l'atelier « Photos Studio » pour générer des couples d'images stéréoscopiques conceptuelles de la pièce.

En effet, dans l'atelier de visualisation, nous avons la possibilité d'introduire un ensemble de paramètres réels obtenus pendant la phase « hors ligne » du déroulement de l'application (phase d'étalonnage), afin de simuler les conditions réelles d'acquisition. Nous avons ainsi créé deux caméras virtuelles de type CCD de telle sorte qu'elles soient positionnées de la même façon que les caméras réelles (Voir figure 3.18). Pour cela, il est indispensable d'introduire un ensemble de paramètres pour modéliser ces caméras virtuelles. Les valeurs de ces paramètres sont obtenues pendant la procédure d'étalonnage stéréoscopique pour un point de vue réel donné :

- Angle de vue des deux caméras,
- Dimensions de l'image,
- Projection du centre optique sur le plan image de deux caméras,
- Position et orientation des deux caméras par rapport au repère CATIA (voir section suivante),
- Type de la projection (parallèle ou perspective).

CATIA V5 nous offre aussi la possibilité de simuler plusieurs types de sources d'illumination, à savoir des sources ponctuelles, rectangulaires, surfaciques ou sphériques. De plus, nous pouvons régler l'intensité ainsi que la position de ces sources lumineuses.

Vu que notre intérêt se porte plus particulièrement sur la reconstruction 3D des primitives géométriques représentant les contours réels de la pièce à évaluer, nous avons choisi, de ce fait, de générer des couples d'images conceptuelles stéréoscopiques en utilisant pour les objets leur modèle en mode fil de fer.

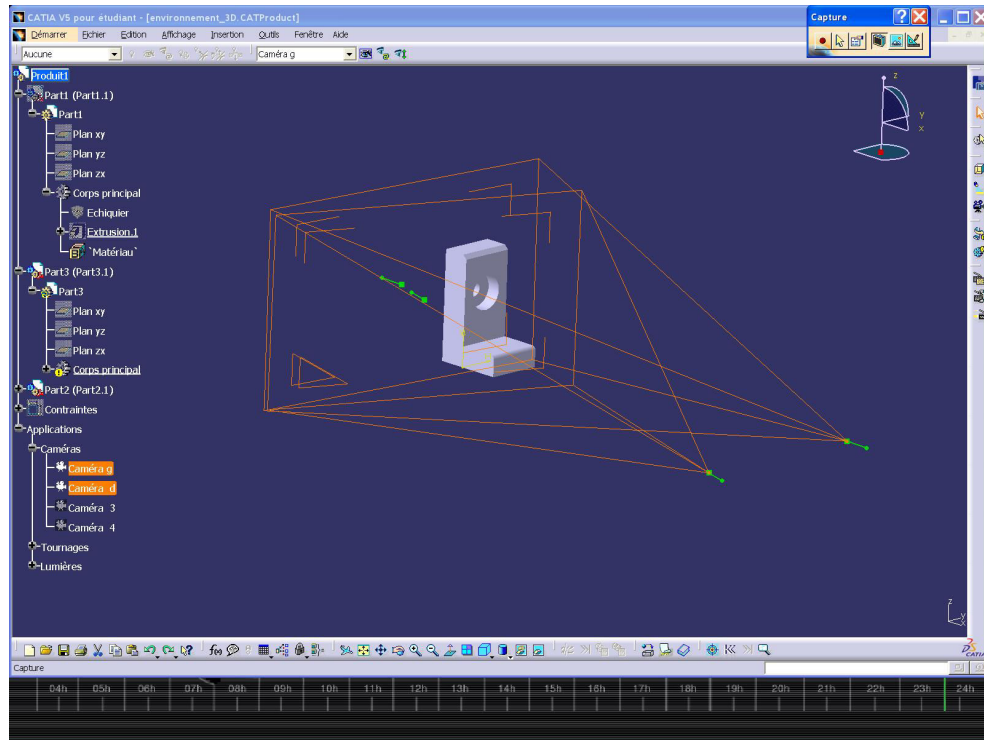


FIGURE 3.18 — Création des caméras virtuelles dans l'atelier "Photos Studio".

3.3.3.2 Modélisation du capteur et changements de repères

Nous avons à ce stade modélisé la scène à analyser, son contenu ainsi que les conditions de prise de vue. Il nous reste à exprimer le repère d'étalonnage (repère représenté en rouge sur le schéma de la figure 3.19) dans le repère CATIA (repère représenté en vert sur la même figure 3.19). Pour ce faire, cinq transformations sont nécessaires pour exprimer un point de la scène dans le repère CATIA lors du processus de construction de l'image de synthèse (voir la figure 3.19).

Transformation monde/caméra

Cette transformation décrit le passage du repère lié à la scène (repère représenté en rouge dans la figure 3.19) au repère lié à la caméra (repère représenté en bleu dans la figure 3.19). Cette transformation est décrite par la relation suivante :

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_m \\ y_m \\ z_m \end{pmatrix} \quad (3.5)$$

avec R la matrice de rotation et T le vecteur de translation. Ces deux paramètres sont fournis par la procédure d'étalonnage décrite dans la section 2.4.2 du chapitre 2.

Transformation CATIA/monde

Cette transformation nous permet de décrire le passage entre le repère de modélisation de la pièce, c'est-à-dire le repère CATIA, vers le repère de référence, dans notre cas

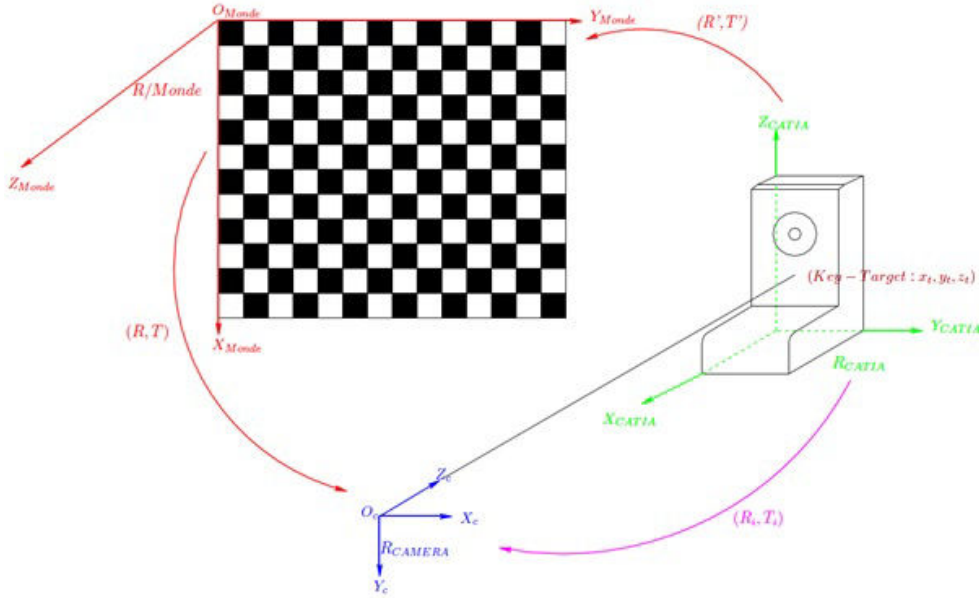


FIGURE 3.19 — Simulation du capteur et changements de repère associés.

le repère d'étalonnage (en rouge dans la figure 3.19). Un ensemble de transformations est nécessaire pour décrire ce changement de repère. Il s'agit ici d'effectuer une série de rotations du repère CATIA autour des axes X_m , Y_m , Z_m du repère de référence et une translation s'il y a lieu. Les matrices de rotation autour des axes X_m , Y_m et Z_m sont données par :

$$R_x(\alpha) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{pmatrix}$$

$$R_y(\beta) = \begin{pmatrix} \cos\beta & 0 & \sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\beta & 0 & \cos\beta \end{pmatrix}$$

$$R_z(\theta) = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Les angles α , β et θ sont respectivement les angles de rotation autour des axes X_m , Y_m et Z_m . La rotation d'angle α de repère CATIA autour de l'axe X du repère du monde à titre d'exemple est exprimée par la relation suivante :

$$\begin{pmatrix} x_m \\ y_m \\ z_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_{cat} \\ y_{cat} \\ z_{cat} \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

Si plusieurs rotations sont nécessaires pour décrire le passage du repère CATIA vers le repère du monde, la transformation est obtenue par une multiplication des matrices de rotation de base concernées. À titre d'exemple, si une rotation d'angle α autour de l'axe X_m suivie d'une rotation d'angle θ autour de l'axe Z_m sont nécessaires pour décrire le passage entre le repère CATIA et le repère de référence, la transformation correspondante est donnée par la relation suivante :

$$\begin{pmatrix} x_m \\ y_m \\ z_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_{cat} \\ y_{cat} \\ z_{cat} \end{pmatrix} \quad (3.7)$$

Le vecteur de translation quant à lui ne peut être estimé que d'une manière empirique. Cependant, les paramètres de translation sont à fixer soigneusement pour assurer la précision de la simulation réalisée. Dans notre cas, la pièce est ainsi positionnée explicitement dans une position connue très précisément par rapport au repère lié à la scène (repère d'étalonnage dans notre cas). Ce qui permet de fixer l'estimation de la translation.

Transformation CATIA/caméra

La transformation entre ces deux repères (repère de modélisation et repère lié à la caméra) est déduite facilement de la figure 3.20. Cette transformation est donnée par la rotation et la translation suivantes :

$$(R_i, T_i) = (R, T) \cdot (R', T') \quad (3.8)$$

Avec (R, T) la transformation monde/caméra et (R', T') représente la transformation CATIA/monde.

Transformation caméra/image

Cette transformation décrit le passage du repère lié à la caméra au plan image. Tout point (u, v) de l'image est donné à partir des coordonnées d'un point de la scène exprimé dans le repère lié à la caméra par la relation suivante :

$$\begin{pmatrix} s_u \\ s_v \\ s \end{pmatrix} = K \cdot \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \end{pmatrix} \quad (3.9)$$

Cette transformation est contrôlée par la matrice des paramètres intrinsèques de la caméra réelle K :

$$K = \begin{pmatrix} \alpha_u & \gamma & u_0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.10)$$

Transformation CATIA/image

Pour exprimer, enfin, les coordonnées image du point (u, v) à partir des coordonnées 3D du point exprimé dans le repère CATIA, nous utilisons la relation suivante :

$$\begin{pmatrix} s_u \\ s_v \\ s \end{pmatrix} = M \cdot \begin{pmatrix} x_{cat} \\ y_{cat} \\ z_{cat} \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

où M est la matrice de projection définie par :

$$M = K.A = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

La matrice $A = (R_i, T_i)$ est la matrice de transformation entre le repère CATIA et le repère lié à la caméra réelle.

À l'issue du calcul de changement de repère entre le repère CATIA et le repère lié à la caméra, nous pouvons générer des images conceptuelles de la scène en faisant appel au capteur stéréoscopique virtuel associé au même point de vue que celui de la tête stéréoscopique réelle, en introduisant les valeurs estimées des paramètres des transformations que l'on vient de décrire. Un exemple d'images de synthèse résultant de cette phase de modélisation est illustré dans la figure 3.21.

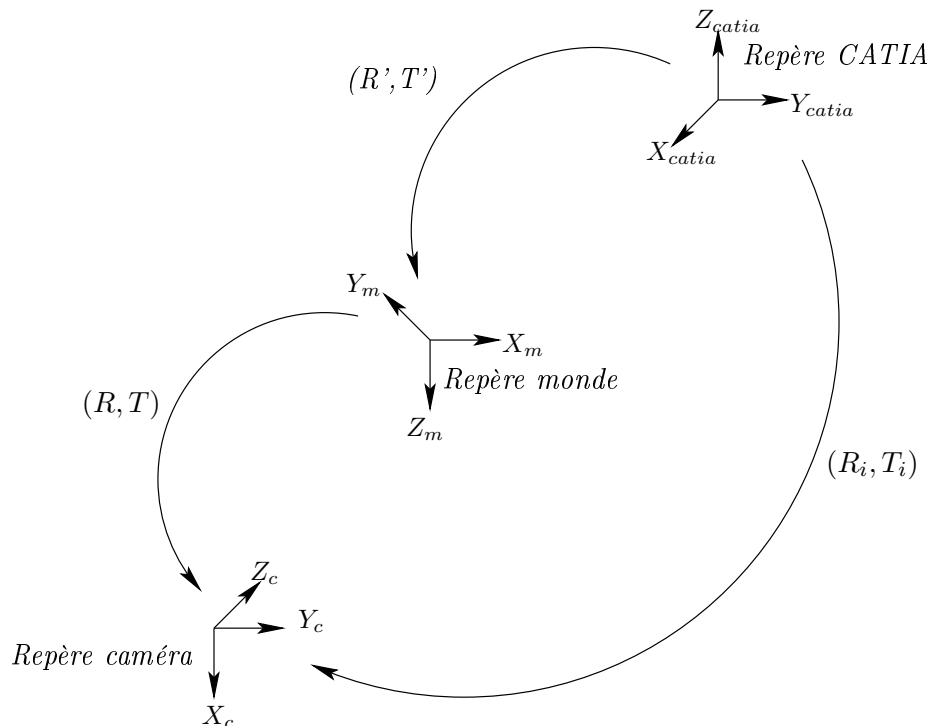


FIGURE 3.20 — Schéma général des changements de repère de la transformation CATIA/caméra.

L'atelier « Photos Studio » nous permet aussi, en suivant la même procédure, d'obtenir des images en mode « fil de fer » qui serviront par la suite dans la phase d'appariement. En effet, ce type d'images a une particularité très importante. En effet, ces images ne contiennent que les primitives qui sont simultanément perçues dans les deux images, compte tenu des points de vue correspondant aux deux images stéréoscopiques. Seules ces primitives sont utiles à la phase de mise en correspondance et pour la reconstruction 3D de l'objet à analyser qui va suivre. Des images en mode «

fil de fer » sont présentées dans la figure 3.22. Ces images de type « fil de fer » sont de même type que les images réelles segmentées. Dans les deux cas, il s'agit d'images représentant les contours dans l'image de l'objet observé. Ces données de synthèse sont considérées comme informations a priori dans le système de planification dédié à la reconstruction présenté plus loin. Nous allons voir dans la section suivante la manière d'exploiter cette information a priori pour guider la procédure de reconstruction.

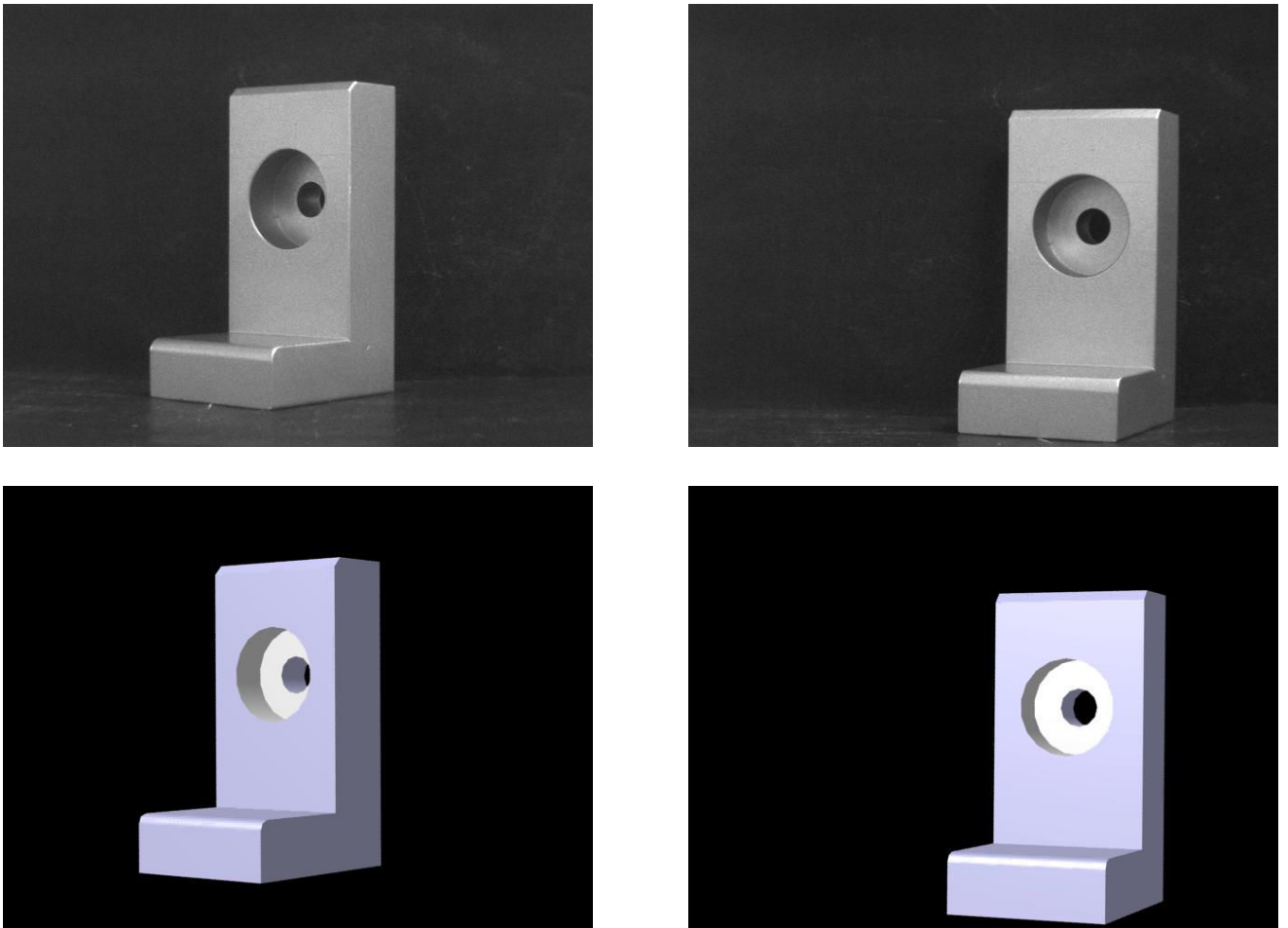


FIGURE 3.21 — Couples d'images stéréoscopiques conceptuelles, associées au même point de vue que celui des images réelles, et tenant compte des conditions réelles de la prise de vue.

3.3.4 Comparaison des images réelles et des images de synthèse

Le système de planification que nous avons développé s'articule autour de l'exploitation de paramètres relatifs à la scène comme, par exemple, son contenu (l'objet à évaluer) et le capteur utilisé. Ces paramètres fournissent notamment des informations portant sur les primitives géométriques visibles simultanément dans les images

de l'objet à analyser. Ces informations géométriques sont d'une grande importance pour guider adroitement la phase d'appariement ainsi que pour indiquer quelle sera la représentation tridimensionnelle de l'objet après reconstruction. L'exploitation de cette information *a priori* est un élément clef dans l'approche de reconstruction 3D développée dans notre laboratoire.



FIGURE 3.22 — Exemple d'une paire d'images de synthèse en mode fil de fer.

3.3.4.1 Utilisation de l'information *a priori*

Pendant la phase « hors ligne », nous déterminons l'ensemble des informations nécessaires permettant de décrire les caractéristiques géométriques de l'objet réel à reconstruire pendant la phase « en ligne ». Pour un point de vue donné, la sélection des primitives géométriques à reconnaître dans les images et à utiliser pour la reconstruction, se fait de la manière suivante :

- Récupération du fichier descriptif, généré via CATIA V5, qui contient des informations géométriques 3D sur les primitives du modèle (segment de droite, segment curviligne),
- Génération des images conceptuelles en utilisant les valeurs des paramètres d'étalonnage du capteur stéréoscopique, puis des images de type « fil de fer », associées au point de vue du capteur stéréoscopique réel,
- Utilisation du fichier descriptif afin de projeter les primitives CATIA dans les plans images réelles en utilisant les valeurs des paramètres d'étalonnage,
- Superposition des images « fil de fer » et des images des projections des primitives CATIA, afin de sélectionner par la suite les primitives intéressantes, i. e. reconstructibles, pour la phase d'appariement.

Les primitives CATIA, communes aux deux images résultant de la superposition décrite ci-dessus, sont considérées comme étant des primitives pertinentes. Elles serviront ensuite, après une nouvelle superposition avec les images réelles segmentées,

à guider l'étape de mise en correspondance des primitives réelles observées dans les images réelles.

3.3.4.2 Superposition et comparaison

Nous avons procédé dans un premier temps à une simulation du processus d'acquisition d'images à l'aide des valeurs des paramètres des caméras, et nous avons projeté dans un deuxième temps les primitives géométriques CATIA, en utilisant les mêmes paramètres, dans le plan image. Les primitives 3D décrivent analytiquement les éléments géométriques constituant l'objet à évaluer. Cette projection nous permet donc de réduire le modèle de l'objet d'une représentation 3D à une représentation 2D. Ce qui nous a permis de réaliser une comparaison dans le plan image entre les images réelles et les primitives CATIA projetées. La figure 3.23 ci-après donne un exemple de projections des primitives CATIA dans le plan de l'image réelle. À la suite de cette superposition, nous effectuons une comparaison, pixel par pixel, entre les primitives CATIA projetées et les points de contour de l'image segmentée. Cette comparaison conduit à ne conserver que les primitives communes aux deux images et permet aussi à la chaîne de traitements de ne manipuler qu'une partie des données de la paire d'images stéréoscopiques. Le fichier descriptif du modèle conceptuel 3D et les primitives (segments de droites, cercles, arcs d'ellipse, etc.) ainsi sélectionnées sont considérés comme des connaissances *a priori* qui seront exploitées par le système de planification de la reconstruction 3D de l'objet à évaluer. Après avoir ainsi sélectionné les primitives géo-

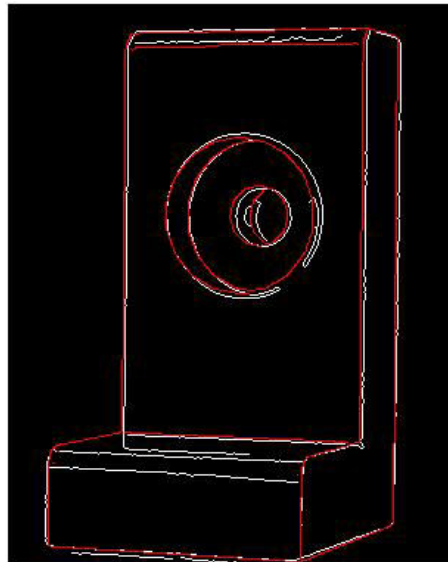


FIGURE 3.23 — Exemple de superposition des primitives CATIA avec le plan image. Les primitives CATIA sont présentées en rouge. Les contours, présentés en blanc, sont les contours détectés dans l'image réelle.

métriques potentielles pour la reconstruction 3D, on peut procéder à l'appariement des points des primitives observées dans le couple d'images réelles en utilisant l'algorithme

de mise en correspondance décrit dans la section 3.2.3. À la fin de cette étape d'appariement, une liste de points de contours appariés est disponible. Une étape classique de triangulation, exploitant élément par élément les données de cette liste de points appariés, est effectuée et permet d'aboutir à une reconstruction euclidienne de l'objet. Des exemples de reconstruction 3D partielle de la pièce en L et de la pièce pale de turbine sont montrés respectivement dans les figures 3.24 et 3.25.

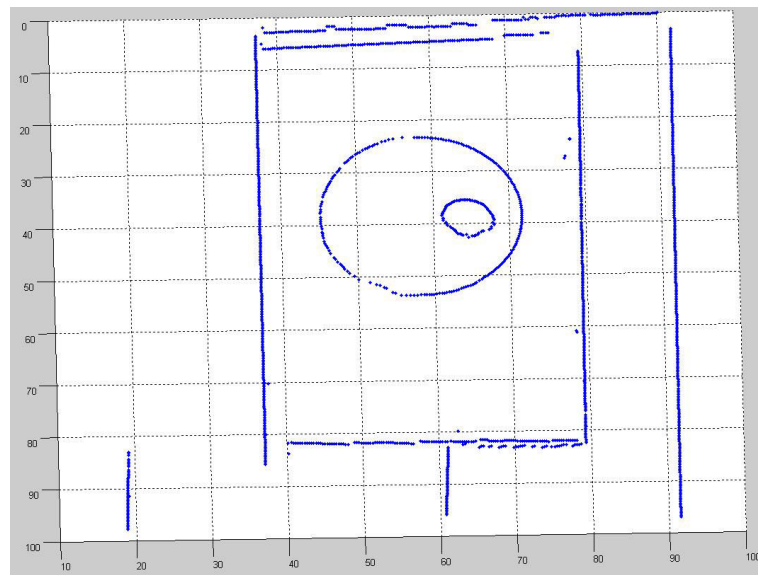


FIGURE 3.24 — Reconstruction des contours de l'image de la figure 3.1 (pièce en forme de « L »).

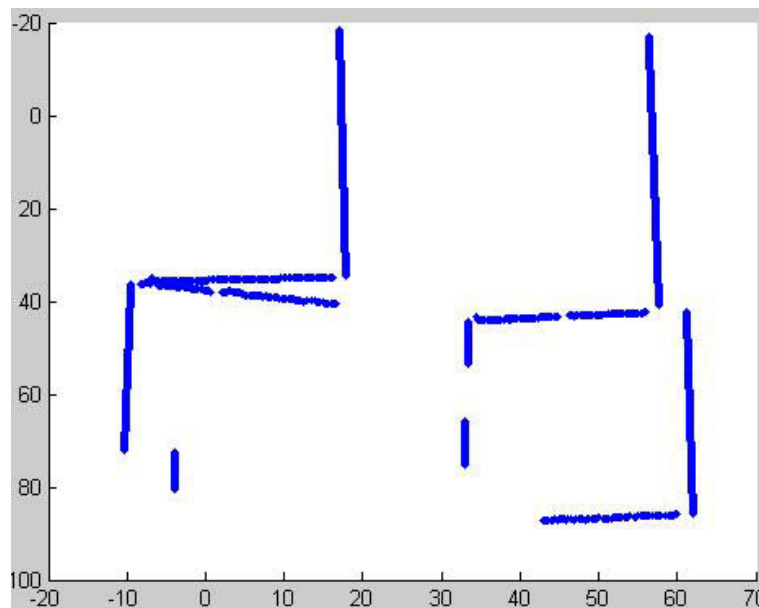


FIGURE 3.25 — Exemple de reconstruction des contours de la pièce pale de turbine.

3.4 Reconstruction partielle de surface : approche orientée surface

Le système développé a pour finalité l'analyse d'objets manufacturés quasi-polyédriques comportant partiellement des surfaces libres à partir de deux techniques de vision, la stéréovision et la vision par lumière structurée. Dans l'optique de fournir une description de la surface de l'objet, nous avons déployé une tête de mesure composée d'une caméra et d'une source de lumière structurée projetant un motif lumineux sur la scène à analyser. Une particularité très spécifique à notre système de mesure par vision porte sur l'utilisation d'une caméra commune aux deux têtes de mesure, dont le but est de permettre d'utiliser moins de paramètres dans les calculs. L'intérêt majeur de cette configuration réside dans sa capacité à fournir des données 3D beaucoup plus précises que si l'on utilisait des caméras différentes pour les deux capteurs. L'image brute est obtenue dans notre système à lumière structurée en projetant des plans de lumière sur l'objet à inspecter. Une étape d'identification et d'étiquetage des franges est nécessaire. Ici, elle consiste plus particulièrement à détecter les franges projetées dans l'image avec une précision sous-pixellique et à les numéroter. Les coordonnées des points de surface 3D sont exprimées dans un repère de référence lié à la tête de mesure, en exploitant la liste des correspondances entre les points pixels (u, v) et les indices i des franges correspondantes élaborée pendant l'étape d'étalonnage de la tête de mesure. Dans ce qui suit, on présente en détails toutes les étapes nécessaires à la procédure de reconstruction tridimensionnelle de la surface de l'objet à analyser.

3.4.1 Acquisition des images

C'est l'étape préliminaire du processus de reconstruction 3D. Elle consiste à acquérir une image à niveaux de gris de la scène à analyser, sur laquelle on aura projeté une source lumineuse sous forme de franges alternativement noires et blanches. Une deuxième image classique à niveaux de gris de l'objet est prise conjointement dans les mêmes conditions que celles de l'image des franges. L'acquisition de cette image complémentaire a pour finalité de définir un masque binaire correspondant à la zone d'intérêt de l'objet dans l'image. Un exemple d'image brute acquise et d'image binaire « masque » est présenté dans la figure 3.26. En analysant cette image, nous pouvons définir deux régions essentielles dans l'image, une région qui correspond à l'objet dans l'image et une seconde région sans intérêt pour l'application qui correspond grossièrement au fond de l'image.

3.4.2 Génération du masque de l'objet (région d'intérêt)

Le processus de génération d'un masque vise essentiellement à extraire d'une manière automatique, à partir de l'image à niveaux de gris de l'objet sans frange, la région d'intérêt de l'objet à évaluer, susceptible de faire l'objet d'une reconstruction. Il s'agit

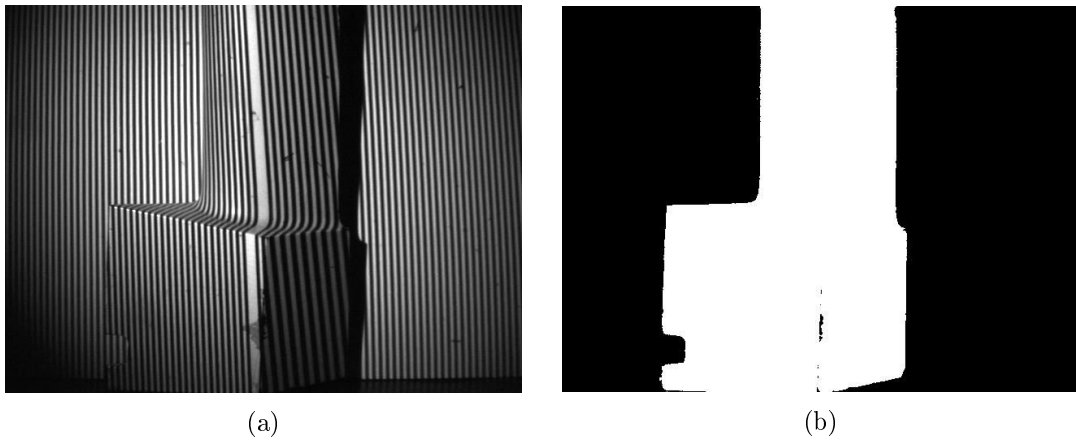


FIGURE 3.26 — Image brute (a) avec une image du masque correspondant à la zone d'intérêt (b).

fondamentalement de séparer les données représentant l'objet du fond de l'image. La seule information utilisée pour procéder à la segmentation est l'intensité des pixels. En effet, les régions correspondant au fond présentent habituellement un niveau d'intensité faible et relativement homogène. De ce fait, le problème de la segmentation de l'objet du fond peut se ramener à une procédure de détection de contours en supposant que les contours soient grossièrement définis comme des frontières séparant des régions homogènes. C'est typiquement le cas de l'objet à analyser et du fond dans l'image. L'utilisation des approches classiques de type gradient présente cependant des inconvénients majeurs, comme la détection partielle de contours dans des régions de l'image où les contours ne présentent pas une amplitude suffisamment élevée du gradient d'intensité. L'utilisation d'approches faisant appel aux modèles déformables, par exemple les contours actifs, offre une alternative intéressante à notre problème de segmentation. Les modèles déformables du type contours actifs sont moins sensibles au bruit, et permettent surtout d'obtenir des contours fermés. Khemmar [Red05] dans son travail de thèse a proposé une méthode de segmentation pour définir le masque de la région d'intérêt par contours actifs, avec l'objectif d'automatiser la procédure de séparation de l'objet du fond de l'image. Une image d'un tel masque pour l'objet pale de turbine, obtenue par cette approche, est montrée dans la figure 3.26. La mise en œuvre de cette approche nécessite cependant la fixation de contours initiaux et le réglage d'un ensemble de paramètres tels que le nombre d'itérations autorisées, le facteur de pondération propre aux contours géodésiques, le facteur de pondération dépendant de la courbure, le paramètre d'arrêt utilisé pour tester la stabilité des contours actifs, etc. L'ensemble de ces paramètres est réglé hors ligne en utilisant la méthode des plans d'expériences. Pour simplifier la génération du masque binaire, des informations a priori sur la scène sont mises à profit afin d'initialiser la segmentation. Ces informations portent principalement sur la localisation, le nombre et la forme générale des parties de l'image appartenant au fond. Plus de détails sur la génération du masque binaire par contours actifs peuvent être trouvés dans [Red05].

3.4.3 Segmentation et étiquetage des franges

Le but principal du traitement de l'image de franges acquise est de permettre une localisation des franges avec une précision sous-pixellique. Une étape préliminaire est appliquée et consiste à filtrer l'image de franges en utilisant un filtre de type Canny-Deriche afin d'éliminer les hautes fréquences. Ensuite, après avoir appliqué l'image « masque » à l'image des franges filtrée pour sélectionner la région d'intérêt correspondant à l'objet, une détection des franges est effectuée dans un premier temps en traitant l'image ligne par ligne. Le profil d'intensité de chaque ligne de l'image est analysé en calculant, pour chaque point de la ligne, la valeur de sa dérivée. Les points pour lesquels cette dérivée s'annule sont les points de l'image correspondant à un minimum d'intensité (« centre » d'une frange noire). La frange centrale est dans notre cas facile à détecter, étant deux fois plus large que les autres (la bande centrale de la grille de projection ayant été supprimée). Nous pouvons ainsi étiqueter les franges projetées à partir de cette bande de référence, considérée comme la frange d'étiquette 0. L'étiquetage des franges se fait dans l'ordre croissant pour les franges situées sur sa droite, et dans l'ordre décroissant pour les franges situées sur sa gauche. Il est clair que la phase d'identification des franges est la phase la plus délicate. En effet, une discontinuité des franges projetées sur l'objet ou la présence de deux franges consécutives espacées d'un intervalle plus large que celui de la frange centrale peut conduire à des erreurs d'étiquetage. À cet effet, un critère supplémentaire est à vérifier par mesure de sécurité. En parcourant la suite de tous les intervalles observés dans l'image, ce critère retient comme frange centrale celle dont l'intervalle qui la sépare des autres franges est à la fois plus grand que celui qui précède et celui qui suit. Cette méthode est bien adaptée à l'analyse d'images de surface ne présentant ni discontinuités, ni défauts trop marqués. Nous obtenons ainsi, après application de ce critère, une image résultat formée d'un ensemble de triplet (n, l, p) où n est l'étiquette de la frange et le couple de coordonnées (l, p) la position d'un point de la frange n dans le repère image. Nous présentons dans la figure 3.27 une telle image, montrant les minima des franges noires que nous avons détectés dans l'image brute présentée dans la figure 3.26.

3.4.4 Calcul des coordonnées 3D des points images

L'information tridimensionnelle sur l'objet est obtenue par analyse de la déformation du motif lumineux régulier projeté sur l'objet à évaluer. Nous disposons à ce stade des données d'étalonnage de l'espace de mesure. Cette étape a permis d'échantillonner (discrétiser) l'espace de mesure en mettant en correspondance des paires (u, v, n) et (X, Y, Z) (voir section 2.7.2). Pour chaque frange ou surface d'ombre n et pour chaque ligne CCD l , ces correspondances donnent la relation entre des points (X, Y, Z) de l'espace 3D appartenant à la surface d'ombre et leur positions pixel (u, v) dans le plan image sur la ligne l . Le calcul des coordonnées 3D correspondant aux points de l'image associés à des franges consiste à déterminer, pour tout pixel de coordonnées image (u, v) , appartenant à la frange d'étiquette n , le point de coordonnées (X, Y, Z) exprimées dans le repère de référence absolu (repère d'étalonnage de l'espace de mesure).

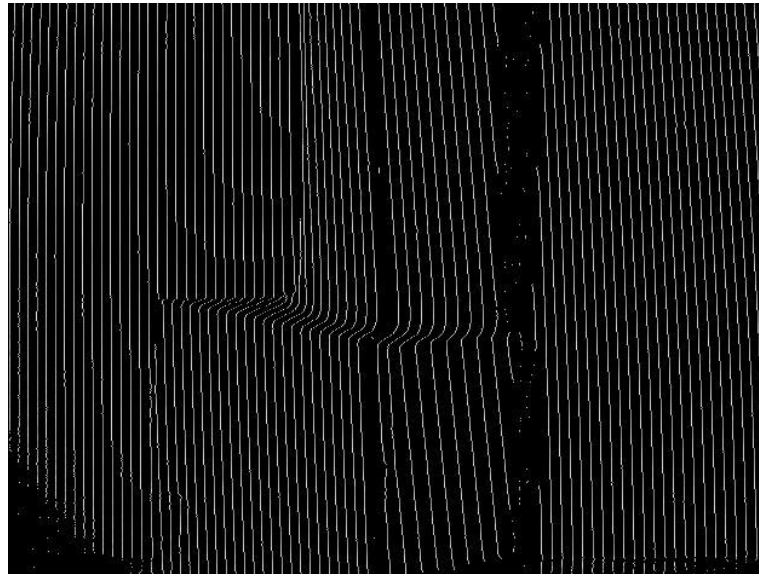


FIGURE 3.27 — Image des franges détectées dans l'image de la figure 3.26 (masque non appliqué).

En d'autres termes, un point appartenant à une frange projetée est connu, après analyse, par le triplet (n, l, p) . Il suffit alors d'extraire du fichier d'étalonnage, les éléments correspondant aux pixels voisins du point (l, p) et de calculer par interpolation les coordonnées 3D associées au point (l, p) . La détermination des points 3D repose ainsi simplement sur une interpolation effectuée dans l'espace de mesure discrétisé pendant l'étalonnage (voir figure 3.28). La reconstruction des points est limitée aux seuls points de l'image correspondant effectivement à l'objet. Cette sélection est obtenue en appliquant le masque de l'objet à l'image de franges. Dans la figure 3.29, on donne un exemple de reconstruction 3D de l'objet pale de turbine à partir de l'image de la figure 3.26 obtenue de cette manière.

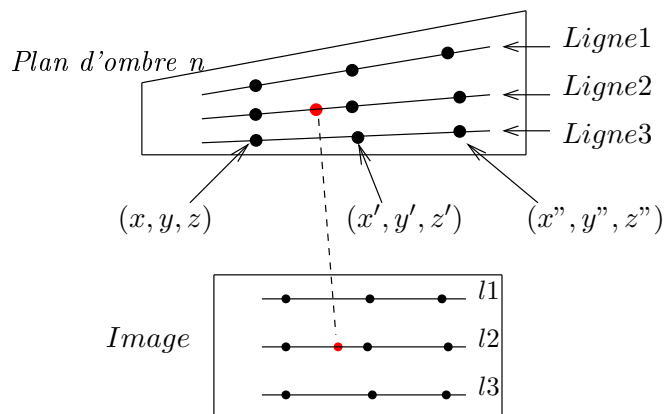


FIGURE 3.28 — Illustration du principe de calcul des points de surface 3D.

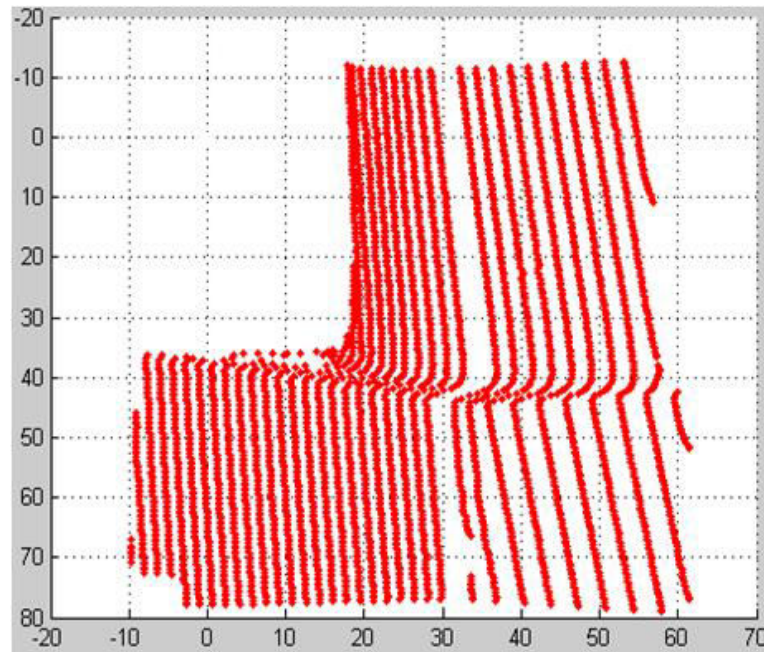


FIGURE 3.29 — Reconstruction de la surface de l'objet pale de turbine (voir figure 3.26).

3.5 Représentation des nuages de points dans un même référentiel

Mon travail de thèse s'inscrit dans le cadre de la réalisation d'un système de vision cognitif dédié à l'évaluation de la conformité d'objets 3D manufacturés incluant éventuellement des surfaces gauches, en tenant compte des tolérances géométriques et des incertitudes. Notre approche est basée sur la coopération de différentes techniques de traitement d'images faisant appel à diverses techniques d'imagerie, ici la stéréovision et la lumière structurée, en vue d'une reconstruction complète d'objets quasi-polyédriques. La mise en place d'une méthodologie visant à combiner ces deux techniques de vision nécessite la définition de méthodes de fusion de données 3D provenant simultanément des deux chaînes du traitement. L'utilisation de deux têtes de mesures distinctes implique une contrainte supplémentaire pour procéder à la fusion des données. En effet, les images traitées sont acquises dans deux positions différentes. Il en résulte qu'il est nécessaire d'effectuer un recalage des deux nuages de points 3D obtenus pour les exprimer dans un référentiel commun. Pour faciliter cette fusion de données et augmenter la précision de la reconstruction complète, nous avons développé trois approches de fusion de données, en imposant par ailleurs qu'une caméra soit commune aux deux têtes de mesure. Le principe de la coopération des deux têtes de mesures est esquissé dans la section suivante.

3.5.1 Principe de la méthode

La coopération de l'approche orientée contours avec celle orientée surfaces vise principalement à aboutir à une reconstruction automatique, complète et plus riche de l'objet à analyser. Dans ce but, nous avons modélisé le comportement des deux têtes de mesure en utilisant le formalisme des arbres de graphes de situations (SGT, pour Situation Graph Trees, en anglais), décrit en détail dans le chapitre 5. Pour faciliter la coopération entre les deux têtes de mesure, nous avons ainsi développé un arbre de graphes de situations générique pour les deux capteurs mis en œuvre. La coopération entre l'approche orientée surfaces et celle orientée contours est enfin réalisée par le biais d'un réseau hiérarchique de tâches (HTN, pour Hierarchical Task Network, en anglais), spécifiant la séquence d'acquisitions à réaliser. Le réseau HTN sera explicitement présenté en détail dans le chapitre 5. Le graphe SGT, modélisant à la fois le comportement de la tête de mesure stéréoscopique et de la tête de mesure lumière structurée, est ainsi utilisée pour contrôler successivement les deux têtes. L'utilisation d'une caméra commune aux deux capteurs stéréo et lumière structurée est d'un grand intérêt pour améliorer la précision de la reconstruction 3D finale. Pratiquement, l'une des deux caméras du système stéréoscopique est utilisée par la tête de mesure lumière structurée. De ce fait, les approches proposées pour le recalage des données utilisent moins de paramètres pour la fusion de données. La reconstruction 3D enrichie qui en résulte conduit ainsi à une minimisation notable des erreurs.

Par ailleurs, les techniques de fusion de données 3D reposent souvent sur la disponibilité d'un ensemble de données ou de caractéristiques géométriques relatives à l'objet communes aux jeux de données à fusionner. Ces données, agissant comme une référence, sont dans notre cas des nuages de points 3D ou des primitives géométriques caractérisant l'objet. La fusion de données implique aussi des contraintes assez fortes aux jeux de données à fusionner, telles que la commutativité de l'information entre les données objet de la fusion. Ce qui est le cas de nos données de référence. La définition d'une méthode de fusion repose aussi le plus souvent sur une méthode itérative visant à minimiser un critère de similarité. Nous présenterons dans le prochain chapitre les trois méthodes de fusion que nous avons développées et qui permettent un alignement aussi parfait que possible des deux nuages de points fournis par les deux approches de vision présentées dans ce chapitre.

Pour conclure ce chapitre, nous nous limitons ici à un recalage simple reposant sur les paramètres d'étalonnage des caméras. Ce recalage permet de présenter dans un référentiel absolu commun aux têtes de mesures, les deux nuages de points fournis par les deux approches de vision. Le nuage de points 3D « stéréoscopiques » représente les contours de l'objet vus dans la paire d'images de l'objet à analyser, après mises en correspondance des points de contours et reconstruction par triangulation en utilisant les paramètres d'étalonnage du capteur stéréoscopique. Le nuage de points « lumière structurée » décrit la surface caractérisant l'objet, après analyse de la forme du motif projeté en utilisant les paramètres d'étalonnage de l'espace de mesure. Les deux nuages de points sont enfin à présenter dans un repère commun (ici, le repère d'étalonnage des

deux capteurs). L'utilisation d'une caméra commune permet de décrire simplement le passage d'un système de vision vers l'autre. Dans notre cas, la caméra de la tête de mesure lumière structurée est la caméra gauche de la tête de mesure stéréovision. Pour l'analyse des images de franges, on fait ainsi appel aux paramètres d'étalonnage de la caméra gauche du couple stéréoscopique. La relation géométrique entre les deux caméras de la tête stéréoscopique ayant été déterminée lors de l'étalonnage stéréoscopique (voir section 2.4.3), la relation géométrique entre les deux têtes de mesure peut être facilement déduite. Dans la figure ci-après, nous présentons un exemple de reconstruction 3D enrichie, fusionnant la représentation des contours et celle de surface de l'objet pale de turbine dans un repère de référence commun.

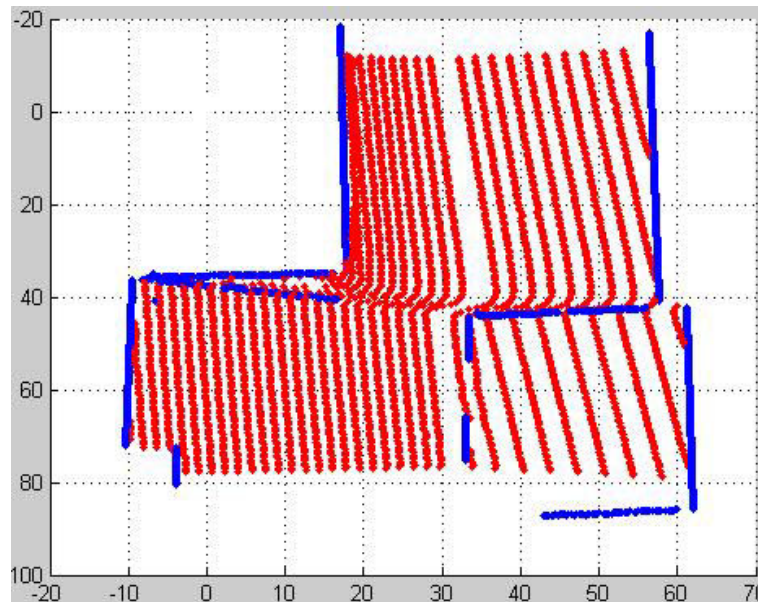


FIGURE 3.30 — Représentation des reconstructions des figures 3.25 et 3.29 dans un référentiel commun.

3.5.2 Analyse des résultats

Nous avons présenté les deux types de nuages de points 3D, obtenus à partir de deux techniques de vision distinctes, à savoir des contours représentant des primitives géométriques provenant du système de stéréovision et une surface caractérisée par des points 3D issus d'un système de vision à lumière structurée. Les deux systèmes utilisés sont parfaitement étalonnés par rapport à un référentiel absolu. Les nuages de points ainsi obtenus sont calculés par rapport à ce repère de référence. Une simple représentation simultanée des deux nuages de points permet de visualiser la reconstruction 3D décrivant l'objet à contrôler (voir figure 3.30).

Il est à souligner que le système à lumière structurée conduit en général à des reconstructions beaucoup plus précises que celles liées au système de stéréovision. Cela est dû essentiellement aux paramètres utilisés pour le calcul de l'information 3D à par-

tir du système à lumière structurée et aux erreurs de mise en correspondance dans le système de stéréovision. En effet, le calcul de l'information 3D dans notre système à lumière structurée repose sur l'exploitation des paramètres de la caméra ainsi que sur les paramètres d'étalonnage de l'espace de mesure. Cet espace de mesure, dans lequel l'objet est positionné, est parfaitement échantillonné et discrétisé, conduisant à une reconstruction plus précise, les points 3D de la surface étant calculés avec une précision de l'ordre de $50 \mu m$. Pour augmenter la qualité de la reconstruction par stéréovision, nous avons eu recours à deux améliorations visant à minimiser la propagation des erreurs dans le traitement des images stéréoscopique. Dans un premier temps, nous avons procédé à la rectification du couple d'images. La rectification fait appel à une configuration particulière du capteur stéréoscopique, qui conduit à simplifier significativement la phase d'appariement de points homologues dans les deux images et donc à diminuer les erreurs des mises en correspondance.

Par ailleurs, la mise en correspondance de caractéristiques images est considérée comme l'une des sources d'erreur les plus significatives dans un système de stéréovision. Avec pour objectif la minimisation des erreurs d'appariement, nous avons choisi d'utiliser, dans un deuxième temps une méthode qui vise à optimiser l'estimation de la matrice fondamentale F . Le calcul de cette matrice est effectué en utilisant une mire 3D composée de 81×2 points d'intérêt. La figure 3.31 ci-après montre un exemple des images droite et gauche de la mire 3D utilisée. L'estimation de la matrice fondamentale consiste à mettre en correspondance les points d'intérêt observés dans les images acquises, en résolvant un système surdéterminé construit autour de l'équation suivante :

$$p_g^T \cdot F \cdot p_d = 0 \quad (3.13)$$

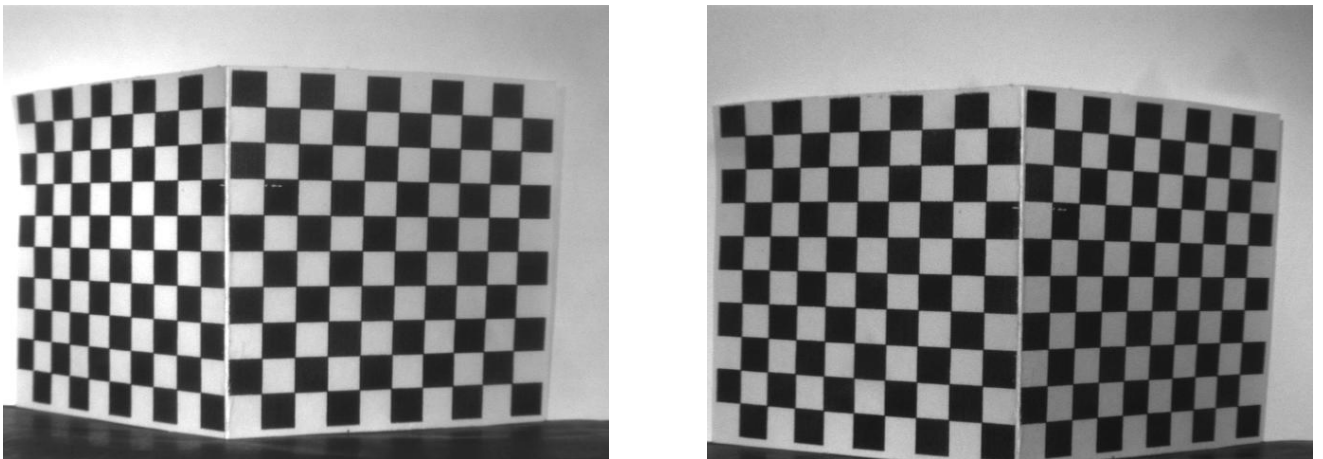


FIGURE 3.31 — Mire 3D utilisée pour l'estimation de la matrice fondamentale F .

Tous les couples de points détectés appariés vérifient l'équation 3.13. Pour l'estimation de la matrice fondamentale, nous détectons au préalable les points d'intérêts qui sont représentés par les coins des carrés noirs (voir figure 3.31) d'une manière semi-automatique. Il suffit pour cela de sélectionner les quatre coins délimitant l'ensemble

des points d'intérêts. Pendant cette sélection, des erreurs de localisation des points d'intérêts et des faux appariements peuvent se produire si des points appariés ne correspondent pas à un point d'intérêt 3D sur la mire. Ceci peut altérer notablement les mesures de la géométrie du capteur.

Pour cette raison, nous avons jugé nécessaire de changer de méthode de sélection des points d'intérêts en faisant appel à une méthode automatique proposée dans la bibliothèque OpenCv. La détection des points d'intérêt repose sur le détecteur de Harris et s'effectue d'une manière automatique sans nécessité d'indiquer l'ensemble de points concernés. Un exemple de points d'intérêt, détectés en utilisant cette méthode, est montré dans la figure 3.32. Ce choix a permis d'augmenter notablement la précision de localisation des points caractéristiques, avec une répercussion positive sur l'estimation de la matrice fondamentale. La qualité de l'estimation de la matrice fondamentale a pu être évaluée en calculant la distribution des erreurs de reprojection des points reconstruits à partir d'une paire d'images stéréoscopiques. La figure 3.33, illustre la reprojection des points 3D dans l'image de gauche d'un couple d'images pour la pale de turbine (voir figure 3.1 ; voir aussi figure 3.25). L'observation de cette reprojection confirme la précision de l'estimation de la matrice fondamentale.

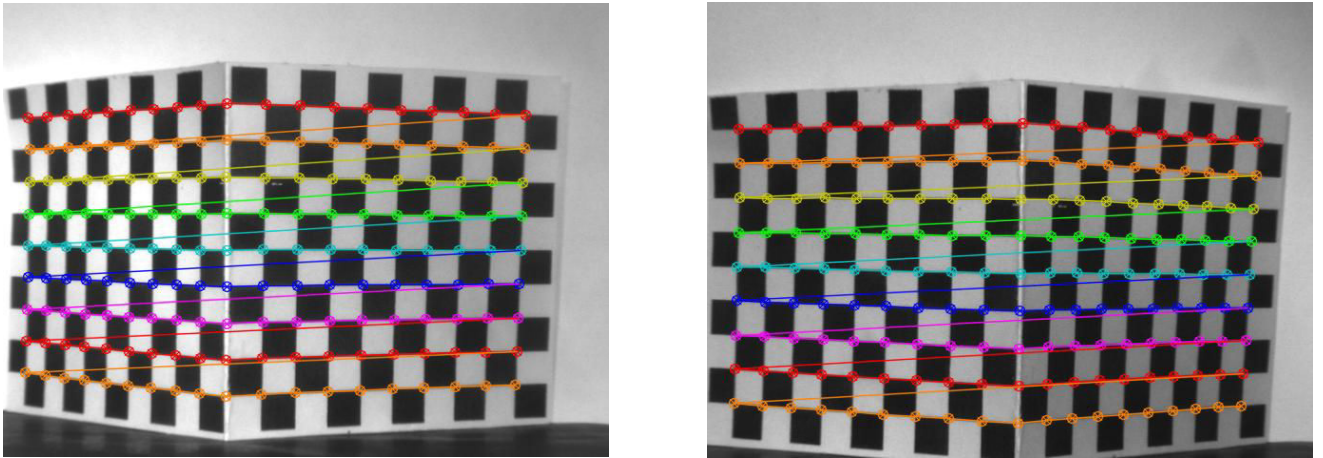


FIGURE 3.32 — Les points d'intérêt sont détectés d'une manière automatique dans le couple d'images stéréoscopiques de la figure 3.31.

La matrice fondamentale a été estimée en utilisant 162 couples de points d'intérêts, détectés en utilisant cette méthode automatique. Dans la suite de ce travail, les images stéréoscopiques ont été systématiquement rectifiées, afin d'améliorer la qualité des mises en correspondance.

3.6 Conclusion

Nous avons consacré ce chapitre à la description des deux approches de vision mises en œuvre dans notre système de vision. Le but principal du chapitre était de mettre



FIGURE 3.33 — Reprojection dans plan image gauche de la figure 3.1 des points 3D reconstruits pour une paire stéréoscopique imageant la pale de turbine test (voir figure 3.1 et 3.25). Les points reprojetés sont en rouge.

en avant les techniques employées pour être en mesure de déterminer une information tridimensionnelle plus complète d'une scène observée. Ceci est réalisé en combinant deux systèmes de vision, à savoir un système de stéréovision et un système de vision à lumière structurée. Pour le système de stéréovision, nous avons commencé par présenter l'ensemble des techniques d'extraction des caractéristiques visuelles de l'image et de leur classification. Puis, nous avons présenté et étudié la procédure d'appariement des points de contour permettant de définir les correspondances entre les points homologues des deux images. Nous avons enfin évoqué la technique de rectification des images et son impact sur le processus de mise en correspondance.

Dans le même contexte, et afin de guider la procédure de mise en correspondance, nous avons présenté l'approche, développée dans le cadre de ce travail de thèse, ayant pour objectif de simuler la scène réelle, ainsi que les conditions de l'acquisition des images. Cette simulation est réalisée en prenant explicitement en compte les paramètres réels de la prise de vue, tels que les paramètres du capteur et ceux de l'illumination de la pièce. Nous avons également pu valider la manière de générer des images conceptuelles, calculées avec le même point de vue que celui du système réel. Enfin, nous avons abordé la superposition d'images de type filaire sur des images contenant les projections de primitives géométriques CATIA, dans le but de guider le choix des primitives de la pièce à observer dans les images réelles. Les images, qui résultent de cette superposition, sont ensuite comparées avec les images réelles, afin de faciliter notamment le choix des caractéristiques qui peuvent être exploitées de manière pertinente par le système d'évaluation dimensionnelle de pièces manufacturées.

Pour le système de vision faisant appel à la lumière structurée, nous avons décrit les différentes étapes menant de l'acquisition à la reconstruction de la surface 3D de

l'objet à analyser. Nous avons ainsi présenté la méthode d'extraction de l'information à reconstruire, reposant sur une segmentation de l'image et l'étiquetage des franges lumineuses observées dans l'image. La construction d'un masque délimitant dans l'image une région d'intérêt associée à l'objet a également été abordée. L'application de ce masque permet ainsi d'isoler l'objet du fond de l'image, et de limiter la reconstruction uniquement à la partie utile de l'image. Le calcul de l'information 3D a été également brièvement décrit.

Le chapitre est terminé avec l'introduction du problème de fusion de données 3D. Les différents principes, à partir desquels on peut formaliser le problème pour arriver à une solution pour le recalage de données ont été introduit. Ces techniques de fusion permettront d'obtenir une représentation 3D enrichie de l'objet à évaluer. Les principes sur lesquels fonder une méthode de fusion de données 3D adaptée à nos applications vont être décrits en détail dans le chapitre suivant.

Chapitre

4

Fusion de données en vue d'une reconstruction enrichie

4.1 Introduction

La description géométrique d'un objet nécessite de plus en plus souvent l'utilisation d'outils précis de calcul d'information tridimensionnelle pour les primitives le caractérisant. Pour une meilleure représentation de l'objet, on fait appel le plus souvent à des techniques distinctes et complémentaires de vision pour produire les points de mesures pour la modélisation 3D complète de l'objet. Les modèles visuels et géométriques précis de la scène sont par ailleurs requis dans diverses applications telles que la robotique mobile, le mappage et la cartographie, la vidéosurveillance, et les jeux vidéo [CDGV09, CDGV08], pour ne citer que celles-là.

Dans ce contexte, les informations 3D requises sont ainsi généralement obtenues en appliquant différentes techniques de vision, que l'on peut classer comme suit. La première famille d'approche repose sur des techniques actives telles que les méthodes à base de lumière structurée, la seconde consiste en des techniques passives permettant de reconstruire une scène en utilisant des images acquises avec des points de vue différents. Les procédés du premier groupe sont basés sur le calcul des points de mesure 3D d'une scène éclairée avec un motif connu, en supposant que la caméra et le projecteur de lumière sont étalonnés. En particulier, les données résultats peuvent être de grande précision, en particulier dans les zones texturées. Cette précision dépend toutefois de la nature de la surface et des conditions d'éclairage de la scène [CDGV08]. Pour les techniques passives, il est bien connu que les performances sont moyennes pour des points observés dans les régions moins texturées ou dans des régions constituées d'un motif répété. Pour tirer le meilleur profit des points forts de ces deux types de techniques d'acquisition, différentes approches de fusion de données 3D ont été proposées dans la littérature, combinant les systèmes actifs et passifs pour surmonter les défaillances observées pour chaque type de système, et permettant d'atteindre la précision souhaitée pour la modélisation de la scène. Ainsi, la combinaison d'approches complémentaires fondées sur la vision par ordinateur représente une solution prometteuse pour améliorer la qualité globale des reconstructions 3D et de leurs applications, comme l'inspection de pièces manufacturées par vision artificielle. Cela permet aussi d'améliorer la richesse de la reconstruction 3D de l'objet, en fournissant une information plus complète, qui contribuera dans notre domaine d'applications privilégié à une évaluation dimensionnelle plus complète et fiable des objets.

La stéréovision est une technique très adaptée pour obtenir les arêtes d'objets 3D observés dans les images de contours 2D correspondantes. Par conséquent, cette approche fournit une description pauvre et partielle du contenu de la scène. Par ailleurs, dans le cas des techniques de reconstruction basées sur la lumière structurée, les surfaces 3D des objets imagés peuvent souvent être calculées avec une grande précision. Cependant, les points de mesure obtenus dans ce cas ne fournissent pas de données fiables permettant de caractériser les bords de l'objet. Ainsi, afin de bénéficier des aspects positifs de ces deux techniques d'acquisition, nous introduisons dans ce travail de thèse une approche prometteuse permettant de déterminer une reconstruction 3D enrichie, plus complète, et reposant sur la coopération de ces deux techniques d'ac-

quisition et de traitement complémentaires des images, dans notre cas une approche stéréoscopique et une méthode basée sur la lumière structurée. Cette coopération fournit ainsi deux ensembles de données 3D, qui décrivent respectivement les contours et les surfaces des objets imagés.

Par ailleurs, la qualité de la reconstruction 3D après fusion des deux ensembles de données dépend en particulier des critères de similarité pris en considération dans la formulation du problème de fusion. La fusion des nuages de points 3D est caractérisée par deux aspects principaux. D'une part, le recalage, en d'autres termes, l'expression des nuages de points acquis par les différents capteurs dans un système de coordonnées commun, et, d'autre part, la fusion en tant que telle, qui combine les informations provenant des capteurs, de façon à bénéficier pour la reconstruction d'une synergie lors de cette fusion de données.

Dans ce chapitre, nous commençons dans un premier temps par dresser un état de l'art des méthodes de fusion de données 3D. Trois méthodes de fusions de données, constituant une des contributions majeures de mon travail de thèse, sont présentées en détail dans la deuxième partie de ce chapitre.

4.2 Fusion de données 3D : état de l'art

Pour une modélisation 3D plus précise et plus fiable de la scène, la combinaison de données actives (provenant de systèmes de vision active) et de données stéréoscopiques passives est considérée comme une voie prometteuse, qui est activement explorée dans diverses applications de la vision par ordinateur telles que la navigation autonome de véhicules, la surveillance, la photogrammétrie, le contrôle qualité et les applications de la télédétection.

La fusion d'images peut être définie comme étant une combinaison de deux ou plusieurs types d'images pour générer une nouvelle image en se basant sur des techniques de combinaison des données [PVG]. L'objectif de la fusion est souvent l'intégration de données complémentaires dans l'image résultat afin d'augmenter la pertinence de l'interprétation du contenu de cette image, de réduire l'ambiguïté ou encore d'améliorer la pertinence de la classification des données dans l'image résultat.

Selon A Yilmaz [Yil07], la fusion de données est un processus qui combine plusieurs sources de données pour une meilleure résolution d'un problème, en comparaison avec l'utilisation individuelle de chaque source de données pour résoudre ce problème. Selon la modalité des données, la fusion est catégorisée en deux groupes. Une fusion peut ainsi utiliser des capteurs complémentaires ou des capteurs dits concurrents. Les capteurs complémentaires sont composés de capteurs avec des modalités différentes. En revanche, les capteurs concurrents possèdent la même modalité, comme par exemple deux cameras numériques qui peuvent fournir deux images de la scène avec deux points de vue différents. Dans le cas de capteurs concurrents, la fusion repose sur l'information mutuelle, qui permet de quantifier la dépendance existant entre les données des capteurs par une mesure de probabilité (mesure de l'entropie). L'utilisation de l'infor-

mation mutuelle est ainsi souvent considérée comme un moyen très efficace pour le recalage de données dans le cas de deux capteurs complémentaires.

La plupart des travaux qui ont portés principalement sur les problèmes de fusion multi-capteurs se basent sur la complémentarité pour combinaison des données fournies par les différents systèmes de vision afin de palier les imperfections enregistrées pour chacun des systèmes et de parvenir ainsi à une modélisation précise de la scène. Ainsi la précision souhaitée de la modélisation dépend significativement des informations mutuelles entre les différentes données et également de la précision de ces dernières.

Dans [GBCA03], Guidi et Al ont évoqué le problème de la précision métrique de la modélisation 3D d'une scène, en particulier pour la modélisation 3D du patrimoine culturel. Pour cela, ils ont proposé une méthode d'intégration d'un système de caméras 3D à une technique photogrammétrique. La solution proposée porte sur la construction d'un système de coordonnées globales, déterminé par une procédure numérique photogrammétrique et permettant l'alignement des images 3D par rapport à un ensemble de points de référence, en faisant appel à des algorithmes itératifs classiques.

Dias et Al [DSVG03] ont présenté une approche combinant l'intensité des images stéréoscopiques avec des données laser 3D. Elle vise schématiquement à associer les points reconstruits par stéréovision avec les points 3D laser. L'approche n'a considéré que des régions de la scène représentant des discontinuités et des caractéristiques géométriques (pour lesquelles les données laser sont moins précises). Le recalage des points image sur les points laser est réalisé en partant d'une amélioration de l'estimation des paramètres des caméras de la tête stéréo. Pour cela, un processus itératif d'étalonnage est proposé afin d'améliorer les valeurs des paramètres des caméras en utilisant conjointement les points 3D stéréoscopiques et les points des données laser aux voisinages des régions de discontinuité. Après convergence vers une solution stable, une étape d'optimisation est introduite. Elle repose sur le calcul des nouvelles positions de pixels appariés en utilisant les nouveaux paramètres de la caméra.

De même, dans le travail proposé par Kuhnert et Al [KS06], une nouvelle méthode de reconstruction de l'environnement de robots mobiles est présentée. Elle est basée sur la combinaison d'un système stéréoscopique avec une caméra de type ToF (Time of Flight ou temps de vol en français). Cette méthode est bien adaptée pour les applications en temps réel. La procédure produit des cartes de profondeur denses avec des valeurs fiables dans les régions homogènes, ainsi que des valeurs précises et fiables sur les bords.

La reconstruction automatique de scènes urbaines a fait l'objet du travail proposé par Schenk et Csatho [SC07]. Les auteurs présentent une méthode de reconstruction conceptuelle, permettant une représentation explicite des surfaces, indépendamment du domaine d'application. Ils ont proposé une approche de fusion de données multi-capteurs utilisant l'intensité des images, des images spectrales et des nuages de point laser sans connaissance du domaine d'application. Cette approche est capable de faire face à la complexité des scènes urbaines pour détermination des reconstructions.

Chan et Al [CDGV08, CDGV09] ont, quant à eux, développé une approche de fusion

de données 3D, provenant d'un scanner laser de poche, avec celles d'une reconstruction stéréoscopique d'une paire d'images rectifiées formées à partir d'une séquence vidéo. Le but est d'obtenir un modèle de la scène beaucoup plus précis avec une détection et une correction automatique des erreurs. Cela est réalisé en combinant les mesures du système stéréoscopique dans les zones où les mesures du système actif (scanner laser) sont beaucoup moins précises avec les données laser. Le principe est basé sur une mise en correspondance stéréoscopique contrainte par des données de la scène provenant du scanner laser. Ces dernières sont utilisées comme une vérité de terrain. Souvent, une grande discontinuité de profondeur des données laser correspond à une erreur de mesure des données. La recherche des points du système stéréoscopique pour les correspondances est limitée aux positions de ces discontinuités. L'amélioration de la modélisation de la scène est effectuée par une localisation puis une élimination des points laser imprécis à travers la recherche de telles déviations de discontinuité. Ces points laser sont remplacés par des données 3D reconstruites à partir des points appariés extraites de la paire d'images stéréo.

Zhang et Al [ZAZZ10] ont présenté une approche portant sur la fusion de données scanners multi-résolution avec des images à haute résolution, appliquée par exemple à la reconstruction de statues historiques. Les auteurs ont combiné les techniques du scanner laser et de la photogrammétrie pour obtenir des données scanner laser à différentes résolutions et des images à haute résolution pour les données de texture. Ils proposent ainsi une modélisation 3D incluant des méthodes de fusion multi-résolution. Pour aboutir à une représentation complète du modèle 3D, le système de référence de chaque position du scanner laser est ramené dans un référentiel commun. Un recalage semi-automatique est appliqué sur les maillages fournis par ces positions. Une approche progressive de fusion est adoptée, en effectuant un ajustement pondéré de fusion. La pondération pour chaque échantillon de points est évaluée en estimant l'angle entre la direction de mesure du scanner et la normale à la surface. Cette pondération est importante quand le scanner laser est perpendiculaire à la surface. L'élimination des frontières du modèle 3D à haute résolution s'effectue en se basant sur une méthode progressive de fusion non rigide. Cette approche demande de détecter manuellement les intersections entre la surface à haute résolution et celle à faible résolution, pour laquelle un facteur de pondération est attribué à chaque point. Cette méthode permet l'élimination des données multi-résolution de certaines données non pertinentes tout en conservant les caractéristiques locales de l'objet. L'inconvénient majeur de cette approche est l'utilisation d'une méthode semi-automatique qui exige une intervention humaine, pour supprimer la redondance entre données et pour la sélection des régions à fusionner.

Stefan et Al [GHEB11] présentent un algorithme pour une application à la surveillance dans les secteurs urbains. L'idée est de reconstruire des chemins observés à partir de plusieurs angles de vue en éliminant le décalage entre les différentes prises de vue de la séquence. Les auteurs proposent pour cela une étape de mise en correspondance basée sur la corrélation croisée. Les points mis en correspondance sont finalement sélectionnés en fixant un seuil sur l'erreur de la distance. La fusion revient alors à la

minimisation de l'erreur de distance des points appariés, en appliquant une première fois l'algorithme d'ajustement au sens des moindres carrés, et dans un deuxième temps une procédure de type ICP pour (Iterative Closest Points) sur les points appariés.

En 2012, Choi [SBC⁺12] a proposé une approche hybride pour l'acquisition de cartes de profondeur précises. L'approche combine les estimations des cartes de profondeur obtenues en appliquant une approche active et passive. L'approche consiste à initialiser la procédure avec la carte de profondeur fournie par le système lumière structurée, à partir de laquelle la carte de profondeur recherchée est estimée avec les données du système stéréo. Choi propose d'enlever les valeurs aberrantes dans les régions homogènes en utilisant une approche d'optimisation globale. Ensuite, pour fusionner les cartes de disparités, l'auteur mesure la confiance pour chaque carte de disparité estimée en vue d'améliorer la précision de la carte de profondeur finale.

Plus récemment, Senin et Al [NCP] ont proposé une méthode de fusion des données de points 3D générés à partir de deux systèmes de vision, à savoir un scanner à lumière structuré et une machine à mesurer tridimensionnelle. L'approche de fusion consiste en un recalage des deux nuages de points et cherche à résoudre des problèmes spécifiques à la métrologie multi-capteurs. Elle traite ainsi le cas de la coexistence dans les jeux de données de points mal co-localisés dans ces deux ensembles de points (des points avec des précisions de mesure différentes, des densités de points différentes, une mauvaise co-localisation de points de mesures, une organisation spatiale différente des points). L'approche proposée se base sur la combinaison d'une variante de l'algorithme du plus proche voisin, ICP, avec une technique d'augmentation d'un ensemble intermédiaire de points ajoutés au nuage de points existant, tout en respectant une contrainte de tolérance pour l'erreur associée à l'ensemble de points initiaux. Le but de cette technique est d'améliorer les performances du processus de recalage, en particulier sa robustesse vis-à-vis des erreurs de mesure. Cette approche d'ajout de points virtuels à l'aide de l'algorithme de type ICP permet une meilleure exploration de l'ensemble de points.

En synthétisant l'ensemble des travaux portant sur la fusion de données multi-capteurs, nous pouvons conclure que ces travaux peuvent être classés en deux principaux groupes. Le premier groupe [NCP, SBC⁺12, CDGV09, CDGV08, SC07, KS06, DSVG03] rassemble les approches qui exploitent deux capteurs complémentaires et pour lesquelles le but principal est d'améliorer la précision ainsi que la description du contenu de la scène. Ces approches reposent plus particulièrement sur l'amélioration de la précision des données passives en faisant appel aux données actives. La fusion revient *in fine* à un recalage des données passives avec les données actives, en mettant à profit la précision considérable de ces dernières, notamment dans les régions texturées et les régions homogènes. Néanmoins, certaines méthodes actives présentent une imprécision des données considérable, en particulier, pour les arêtes des objets de forme complexe.

Le deuxième groupe renvoie quant à lui aux approches utilisant des capteurs concurrents [GHEB11, ZAZZ10, GBCA03], pour lesquelles des données de même modalité sont exploitées afin d'enrichir la modélisation de la scène. Ce type d'approche fait preuve d'une forte dépendance en ce qui concerne la nature de l'information à fusionner, trahie par l'information mutuelle existant entre les données capturées le plus souvent

à partir d'angles de vue différents. Néanmoins, les points de vue à partir desquels les données sont capturées, ainsi que la précision, contraignent d'une manière significative la procédure de recalage de données.

Dans notre cas, le problème de fusion de données consiste à faire coopérer un système de stéréovision avec un système de vision à lumière structurée, afin d'enrichir la reconstruction 3D d'une pièce manufacturée incluant une surface gauche. Pour ce faire, des méthodes de recalage de données contours provenant du système de stéréovision avec des données surfaces récupérées du système à lumière structurée sont proposées. Ces approches de recalage sont basées sur l'exploitation de caractéristiques géométriques de la pièce. La fusion de données 3D est réalisée en estimant une transformation rigide, obtenue à partir de la minimisation d'un critère de distance entre les caractéristiques géométriques prises en considération lors de formulation du problème de fusion. Dans les sections qui suivent nous présentons en détails les trois méthodes de fusion de données 3D qui ont été développées dans ce travail de thèse afin de compléter la reconstruction de la pièce à analyser.

4.3 Estimation de la transformation rigide entre deux nuages de points 3D

En considérant deux nuages de points 3D dans l'espace, nous supposons que les points des deux ensembles de points de coordonnées $P_i = (x_i, y_i, z_i), i = 1, \dots, n$ et $Q_i = (x'_i, y'_i, z'_i), i = 1, \dots, n$ sont appariés, indépendants et non coplanaires. n est le nombre de points appariés ou mis en correspondance. La détermination de la transformation rigide optimale entre les n paires de points appariés demande de résoudre un problème de minimisation qu'on peut formuler ainsi : Étant donné un ensemble de n paires de points 3D appariés, estimer la transformation H minimisant la distance moyenne euclidienne D donnée par :

$$D = \sum_{i=1}^{i=n} \|Q_i - H(P_i)\|^2 \quad (4.1)$$

H étant la transformation rigide entre les paires de points 3D appariés P_i et Q_i .

L'estimation de cette transformation met généralement en œuvre une procédure itérative basée le plus souvent sur l'algorithme *ICP* (Iterative Closest Points). Cet algorithme a pour finalité la minimisation de la distance moyenne entre les paires de points 3D appariés. Selon [Aya89b, BM92], la transformation étant supposée rigide, elle peut être décomposée de manière unique en une rotation autour d'un axe et une composante de translation. Cette dernière est exprimée par un vecteur $T = (t_x, t_y, t_z)$, tandis que la rotation est susceptible d'être exprimée suivant différentes représentations.

4.3.1 Représentation de la transformation

On peut distinguer essentiellement quatre représentations distinctes pour une rotation axiale [HM93], à savoir :

- La représentation matricielle,
- La représentation vectorielle,
- La représentation par les angles d'Euler,
- La représentation par un quaternion unitaire.

4.3.1.1 La représentation matricielle

C'est la paramétrisation la plus usuelle d'une rotation. Elle est décrite par une matrice orthonormée R d'une dimension 3×3 :

$$R = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

La matrice R est une matrice orthogonale de déterminant 1, *i.e.* $\det(R) = 1$, ce qui représente une condition suffisante pour que R soit une matrice de rotation et non une réflexion. Dans ce cas, $R^{-1} = R^t$. De plus, les paramètres r_{ij} sont non indépendants, les vecteurs lignes (ou colonnes) sont orthogonaux entre eux et de norme égale à 1. Six contraintes d'orthonormalité à satisfaire, constituant une condition nécessaire mais non suffisante pour que R représente une rotation.

4.3.1.2 La représentation vectorielle

Les éléments de la matrice de rotation pour cette représentation peuvent être exprimés en utilisant l'axe de rotation représenté par le vecteur $\vec{n} = (n_x, n_y, n_z)$ et l'angle de rotation θ comme proposé par Rodrigues en 1840 (Voir [HM93, BM92]). La version matricielle de rotation θ obtenue en appliquant la formule de Rodrigues :

$$R = I + \sin \theta S(\vec{n}) + (1 - \cos \theta) S^2(\vec{n}). \quad (4.3)$$

Avec $S(\vec{n})$ matrice antisymétrique associée au vecteur \vec{n} :

$$S(\vec{n}) = \begin{pmatrix} 0 & -n_z & n_y \\ n_z & 0 & -n_x \\ -n_y & n_x & 0 \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

Une représentation matricielle non unique de la matrice R en fonction de (\vec{n}, θ) prend la forme suivante ci-dessous, car (\vec{n}, θ) , $(-\vec{n}, -\theta)$ ou $(-\vec{n}, 2\pi - \theta)$ font référence

à la même rotation :

$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta + (1 - \cos \theta)n_x^2 & -n_z \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_x n_y & -n_y \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_x n_z \\ n_z \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_x n_y & \cos \theta + (1 - \cos \theta)n_y^2 & -n_x \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_z n_y \\ n_y \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_x n_z & n_x \sin \theta + (1 - \cos \theta)n_z n_y & \cos \theta + (1 - \cos \theta)n_z^2 \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

La représentation se ramène à quatre paramètres si $\|\vec{n}\| = 1$ [SA91] ou à trois paramètres si $\|\vec{n}\| = \theta$ [HM93]. Cette paramétrisation a l'avantage principal de conduire à une bonne représentation intuitive de la rotation, car, usuellement, une rotation axiale dans l'espace R^3 est définie par l'axe et l'angle de rotation. Néanmoins, lorsqu'on traite une suite de rotations, cette représentation conduit à une expression de la rotation très complexe. Par ailleurs, un inconvénient non négligeable est à mentionner dans le cas de $\theta = 0$: le vecteur \vec{n} peut prendre n'importe quelle valeur, ce qui donne lieu à une identification non unique de la rotation.

4.3.1.3 La représentation par les angles d'Euler

Pour cette représentation, la matrice de rotation est exprimée en utilisant les angles d'Euler (Ψ, Φ, θ). La matrice de rotation R est écrite : $R = R_z \cdot R_y \cdot R_x$ avec :

$$R_x(\Psi) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \Psi & -\sin \Psi \\ 0 & \sin \Psi & \cos \Psi \end{pmatrix}, R_y(\Phi) = \begin{pmatrix} \cos \Phi & 0 & \sin \Phi \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \Phi & 0 & \cos \Phi \end{pmatrix}, R_z(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

Le mathématicien Euler a proposé cette représentation de la matrice de rotation quand il a étudié les lois régissant les déplacements de solides. Cette représentation comporte seulement trois paramètres. Cependant, en manipulant plusieurs matrices de rotation différentes, l'expression résultante n'est pas très simple. De plus, la détermination des angles d'Euler de façon unique n'est pas toujours évidente lorsque par exemple l'angle $\theta = \pm \frac{\pi}{2}$.

4.3.1.4 La représentation par un quaternion unitaire

Les quaternions peuvent aussi être utilisés pour la représentation de la rotation, les quaternions offrant une formulation très élégante de la matrice de rotation. Le quaternion est un vecteur de dimension 4 noté q tel que $q = (q_0, q_x, q_y, q_z)$. Il est considéré comme un nombre complexe possédant trois parties imaginaires et une partie réelle tel que : $q = q_0 + q_x \vec{i} + q_y \vec{j} + q_z \vec{k}$ avec $\vec{i}^2 = \vec{j}^2 = \vec{k}^2 = \vec{i}\vec{j}\vec{k} = -1$. Il convient de noter que la norme de q doit être égale à 1 : $\|q\| = 1$, pour que la transformation soit rigide et que q et $-q$ représentent la même rotation. La matrice de rotation R peut être exprimée en utilisant les quaternions de la manière suivante :

$$R = \begin{pmatrix} q_0^2 + q_x^2 - q_y^2 - q_z^2 & 2(q_x q_y - q_0 q_z) & 2(q_x q_z + q_0 q_y) \\ 2(q_x q_y + q_0 q_z) & q_0^2 - q_x^2 + q_y^2 - q_z^2 & 2(q_y q_z + q_0 q_x) \\ 2(q_x q_z - q_0 q_y) & 2(q_y q_z + q_0 q_x) & q_0^2 - q_x^2 - q_y^2 + q_z^2 \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

Contrairement aux représentations précédentes, les quaternions sont largement utilisés pour décrire une suite de transformations. Dans notre cas, ils permettent de formuler le problème à résoudre d'une façon efficace.

4.3.1.5 Représentation retenue

Nous avons indiqué brièvement dans la section précédente les représentations d'une transformation rigide, plus précisément de la rotation, les plus utilisées dans le domaine de la vision tridimensionnelle. Les quatre paramétrisations associées présentent chacune des avantages et des inconvénients. La représentation vectorielle semble être la plus simple, car elle n'utilise que trois paramètres pour définir une rotation. Néanmoins, la détermination de la rotation devient très complexe lorsqu'il s'agit d'une série de rotations. La situation est identique dans le cas d'une représentation par les angles d'Euler. Cette représentation n'utilise que trois paramètres mais elle n'est pas toujours adaptée à la détermination d'une rotation.

Par ailleurs, les représentations qui mettent l'accent sur des axes et des angles de rotation dans leur formulation conduisent aux représentations les plus intuitives de la rotation. En revanche, des problèmes de singularité existent pour ces types de représentation. De plus, leur manipulation est souvent plus complexe, notamment lorsqu'il s'agit d'une représentation composée d'une suite de transformations. En raison de leur simplicité d'utilisation, nous avons choisi de retenir les quaternions unitaires et la représentation matricielle pour formuler d'une manière efficace le calcul de la transformation optimale entre deux nuages de points 3D mis en correspondance.

4.3.2 Formulation du problème de recalage

Notre objectif principal est la mise en place d'une méthodologie permettant de combiner l'approche orientée contours et la méthode orientée surfaces, que nous avons décrites précédemment, en vue d'une évaluation dimensionnelle. Nous disposons de fait d'une reconstruction partielle de points de contour et d'une reconstruction de surface par des points 3D, obtenues respectivement en faisant appel à la stéréovision et à un système de vision à lumière structurée. La combinaison de ces deux approches revient à la définition d'une stratégie de fusion des données permettant d'obtenir une reconstruction 3D plus complète et riche en termes d'information. Plus précisément, à partir des données 3D obtenues en appliquant les deux systèmes de vision (stéréoscopique et lumière structurée), on cherche à déterminer des méthodes de recalage permettant l'alignement de ces données 3D. Les approches pour la fusion de données reposent ainsi sur la définition de méthodes de recalage, qui ont pour but l'expression de l'ensemble des données 3D dans un référentiel absolu commun. Les méthodes de recalage sont le plus souvent liées à un ensemble de contraintes pour assurer la convergence des algorithmes. On peut citer notamment la précision de l'appariement entre ensembles de points 3D à recalage. En effet, la rapidité et la précision de l'algorithme de recalage est fortement dépendante de la qualité de l'appariement. De plus, les algorithmes de recalage reposent

sur une hypothèse liant les deux nuages de points 3D, à savoir l'existence d'une zone commune (de recouvrement) ou de données 3D caractérisant une partie commune de l'objet. Aussi, la détermination d'une transformation spatiale 3D entre les points appariés se base le plus souvent sur une minimisation de la distance euclidienne moyenne entre les deux nuages de points 3D.

Justifications des choix de méthode de fusion

Dans l'optique de mettre en place les outils nécessaires à la reconstruction enrichie et précise d'un objet manufacturé, nous avons développé trois approches de fusion de données permettant un parfait alignement des deux nuages de points fournis par notre système de vision composé d'un capteur de stéréovision et d'un capteur à lumière structurée. Le nuage de points stéréoscopiques représente les contours extraits de la paire d'images de l'objet à analyser, après avoir traité les images et mis en correspondance les points de contours. Les points appariés à l'issue de cette étape font l'objet d'une triangulation en utilisant les paramètres des caméras. Le nuage de points « lumière structurée », caractérisant la surface de l'objet, est obtenu après avoir analysé la forme du motif projeté en utilisant les paramètres d'étalonnage de l'espace de mesure estimé *a priori*.

Les approches que nous avons introduites visent en particulier à la reconstruction d'objets quasi-polyédriques incluant des surfaces gauches. Par exemple, la pièce pale de turbine (voir figure 2.2) comporte dans sa partie inférieure (le pied) trois plans adjacents. Les caractéristiques géométriques de cette partie, plus particulièrement, seront exploitées dans nos définitions du problème de fusion de données 3D. Rappelons qu'il est nécessaire de se baser sur une information commune ou une information mutuelle pour pouvoir recalibrer deux ensembles de points 3D. Les plans constituant la partie inférieure de l'objet seront principalement utilisés pour la définition du recalage. En partant de cette observation, notre pièce a été analysée par les deux systèmes de vision. Nous disposons de ce fait de deux ensembles de données 3D caractérisant notre objet. Les données 3D provenant du système de stéréovision reconstruisent les contours à partir desquelles nous pouvons, d'un côté, estimer des paramètres définissant les plans spécifiés. D'un autre côté, les paramètres des mêmes plans peuvent être estimés à partir du nuage de points décrivant les surfaces de l'objet et fourni par le système à lumière structurée. Les paramètres de ces plans sont considérés comme étant l'information autour de laquelle s'articulent les deux premières approches de fusion développées.

La première méthode de fusion consiste à déterminer la transformation optimale permettant de minimiser la distance entre plans homologues dans les deux représentations. La fusion de données pour la deuxième méthode est réalisée en estimant la transformation optimale à appliquer au nuage de points « surface », en minimisant pour ce faire, la distance moyenne euclidienne entre les plans et le nuage de points 3D « surface ». Les contours sont utilisés dans la formulation de la troisième méthode de fusion proposée. En effet, nous avons défini des régions d'intérêt correspondant aux zones contenant des contours dans l'objet. Un contour dans la reconstruction stéréoscopique correspond à une angularité dans la surface reconstruite. Les points de ces zones d'intérêt représentent une information commune aux deux nuages de points, in-

formation à laquelle on fait appel dans la formulation de notre problème de recalage dans la troisième approche. Le recalage, dans cette dernière approche, se résume à la minimisation de la distance orthogonale moyenne entre points extraits des régions d'intérêt à partir des deux nuages de points.

Une de mes contributions dans ce travail de thèse a donné lieu à la mise en place de trois procédures de fusion de données pour des ensembles de points de mesures 3D provenant d'un système à lumière structurée et d'un système d'acquisition stéréoscopique. Le banc expérimental a la particularité que la caméra du capteur de lumière structurée est l'une des deux caméras de la tête stéréoscopique. La fusion de données est fondée sur le recalage des nuages de points fournis par les deux systèmes. Un schéma récapitulatif du problème de fusion de données traité dans notre thèse est présenté dans la figure ci-après.

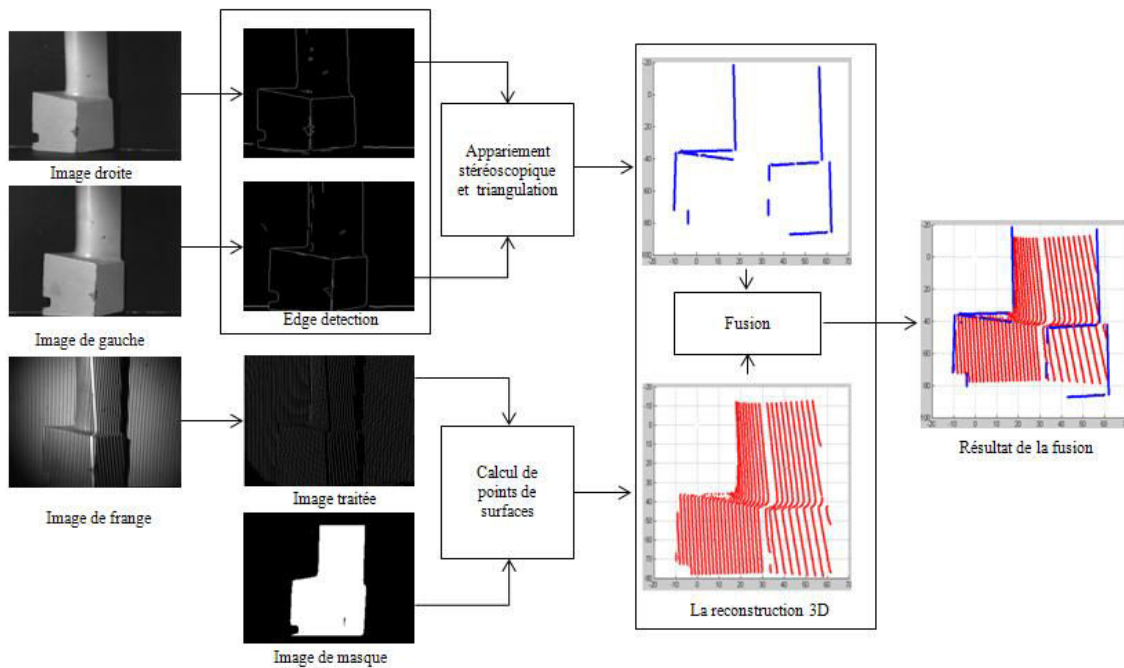


FIGURE 4.1 — Vue globale de la méthode proposée. Un ensemble de primitives géométriques (contours) est extrait d'une paire d'images gauche et droite. La reconstruction 3D correspondante est obtenue après une étape d'appariement/triangulation. La description tridimensionnelle de la surface de l'objet est obtenue après étiquetage des franges dans la région définie par un masque définissant la région d'intérêt de l'objet et une interpolation utilisant les données d'étalonnage décrivant à la fois le capteur et l'espace de mesure.

4.4 Méthode de fusion basée sur la distance entre plans spécifiques de la pièce

L'objectif est le développement d'un système de vision dédié à l'évaluation dimensionnelle des pièces quasi-polyédrique incluant des surfaces de forme libre. Nous avons choisi de décrire complètement l'objet (ses contours et ses surfaces) en nous appuyant sur une combinaison de deux systèmes d'acquisition. Le premier est un système de vision stéréoscopique qui fournit des caractéristiques géométriques de l'objet (contours). Le second est un système à lumière structurée utilisé pour déterminer les surfaces de l'objet.

Par ailleurs, nous avons proposé d'utiliser une caméra commune pour les deux systèmes de vision afin d'améliorer la précision de la reconstruction. Cette configuration permet le calcul de l'information 3D en utilisant moins de paramètres d'étalonnage et, en conséquence, conduit à des reconstructions de plus grande précision. Les deux systèmes sont complémentaires et permettent ainsi de déterminer une représentation enrichie de l'objet à évaluer.

Les méthodes proposées reposent sur l'hypothèse que les objets considérés sont polyédriques, possédant donc au moins une partie composée de surfaces planes (voir figure 2.2 ; le pied de la pièce possède un sous-volume représenté par trois plans adjacents). La première méthode proposée exploite cette caractéristique de l'objet afin de recalibrer les deux ensembles de points obtenus par les deux approches de vision par ordinateur décrites dans le chapitre 2. La procédure de fusion est alors réalisée en recalant ces plans spécifiques décrits en utilisant des points extraits des deux nuages de points préalablement reconstruits. La sélection des points est réalisée en se basant sur la direction de la normale à la droite formée par deux points successifs appartenant à un plan donné.

4.4.1 Sélection automatique de points définissant les plans

Cette étape, extrêmement importante, consiste principalement à extraire les points 3D permettant de définir les équations des plans utiles à notre méthode de fusion. La procédure de sélection des points utilisés pour définir les plans concerne les deux ensembles de données de reconstruction. Pour la sélection de points stéréoscopiques, le choix se fait en se basant sur des connaissances *a priori* de la scène, le modèle CAO dans notre cas. En effet, à partir du modèle conceptuel de la pièce à évaluer, on peut effectivement déterminer les contours constituant les plans pris en considération pour définir la méthode de fusion. Ces plans devraient en effet contenir l'ensemble des contours ainsi sélectionnés.

Par ailleurs, la sélection des points de mesure lumière structurée est effectuée selon deux méthodes distinctes, à savoir une méthode classique et une approche de sélection automatique. La méthode classique consiste à générer un masque spécifique pour chaque plan, ce dernier étant utilisé par la suite pour procéder à une reconstruction partielle de la pièce dans la région spécifiée par le masque. Les points, qui résultent de

cette reconstruction partielle, font l'objet d'une décomposition en valeurs singulières, afin de définir le plan de référence associé.

L'automatisation complète est un des principaux objectifs de mon travail de thèse. C'est pourquoi nous avons jugé nécessaire la mise en place d'une méthode de sélection automatique des points utilisés pour définir les plans. L'existence d'un tel processus autorise son intégration dans notre graphe de situations qui vise à automatiser notre chaîne de reconstruction de la pièce à évaluer (voir chapitre 5). Ainsi, l'étape de sélection des points se fait de manière automatique sans l'intervention d'un expert, contrairement à la procédure classique qui requiert l'intervention d'un spécialiste afin de générer les masques spécifiques à chaque plan.

Cette sélection des points se base sur son orientation dans l'espace. Dans ce but, on calcule la direction des droites définies par deux points consécutifs. Les points concernés par ce calcul de direction doivent appartenir à la même frange reconstruite. Le calcul de la direction des droites se résume à l'identification des composantes du vecteur directeur de la normale à la droite. Pour ce faire, pour chaque frange donnée, on détermine les paramètres de l'équation du plan qui passe par tous les points constituant la frange en question. Les composantes de la normale à ce plan se déduisent alors aisément. La droite l définie par deux points successifs de cette frange, comme indiqué dans la figure 4.2 ci-après, a pour coordonnées :

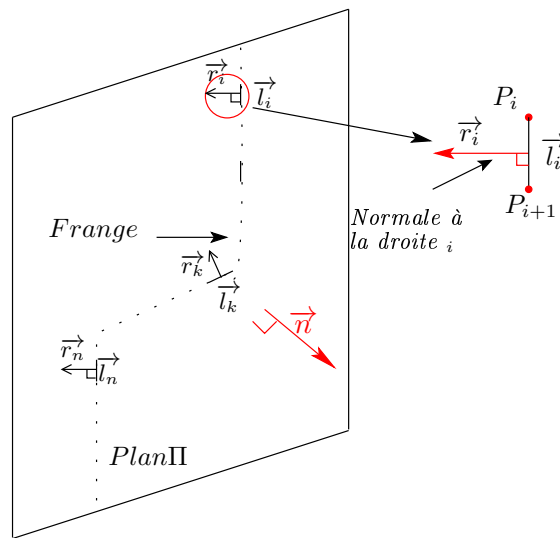


FIGURE 4.2 — Principe du calcul de l'orientation des droites estimées à partir de paires de points appartenant à une même frange, permettant une sélection automatique des points. Π est le plan qui passe par les points constituant la frange n . l_i est la droite de normale \vec{r}_i calculée à partir des coordonnées des points P_i et P_{i+1} .

$$\begin{aligned}
 l_i &= P_{i+1} - P_i \\
 &= \begin{pmatrix} x_{i+1} - x_i \\ y_{i+1} - y_i \\ z_{i+1} - z_i \end{pmatrix}
 \end{aligned} \tag{4.8}$$

avec $P_i = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix}$ et $P_{i+1} = \begin{pmatrix} x_{i+1} \\ y_{i+1} \\ z_{i+1} \end{pmatrix}$

La détermination des composantes de vecteur normal de la droite l est effectuée en résolvant le système d'équations (équation 4.7) ci-après : Pour une frange n et de normale $n = (a, b, c)$, a , b , c sont les paramètres du plan passant par la frange. La normale \vec{r}_i de la droite $l_{i,n}$ de la frange n sur le plan devrait être perpendiculaire à la fois à la droite $l_{i,n}$ et à la normale \vec{n} du plan défini à partir des points de cette frange (les détails sont montrés dans la figure 4.2). La normale \vec{r}_i en l_i est calculée en effet comme suit :

$$\begin{cases} \vec{r}_i^T \vec{n} = 0 \\ \vec{r}_i^T \vec{l}_i = 0 \end{cases}$$

Dans un système d'équations de deux inconnues, la solution est possible et unique. Les composantes du vecteur $\vec{r}_i = (r1, r2, 1)$ en coordonnées homogènes sont la solution obtenue. L'orientation des points P_i et P_{i+1} est définie en déterminant la valeur de l'arc tangente au vecteur \vec{r} : $atan^{-1}(r2/r1)$. Ce calcul des directions des points se fait sur tout le nuage de points représentant les surfaces de l'objet. Les points sont ensuite classés selon ces directions. Leurs scores d'orientation, définissant différents groupes de points, permettent de constituer physiquement des surfaces planes et par suite de définir ainsi les paramètres des plans. Un exemple de points détectés pour le plan 3 à partir de la reconstruction de surface de la figure 3.29 est montré dans la figure ci-après. Des points peuvent être mal reconstruits à cause d'une mauvaise indexation pendant la phase d'étiquetage des franges, ou à la suite d'une mauvaise reconstruction. Ils peuvent alors avoir une orientation différente des autres points. Néanmoins, ces « mauvais » points sont utilisés dans la définition des équations des plans. Il convient de souligner que, pour la même frange, on peut avoir des points qui appartiennent à plusieurs classes d'orientation selon les caractéristiques géométriques de l'objet à analyser.

Les calculs ne peuvent se faire que pour deux points successifs appartenant à la même frange. Dans le cas contraire, cela conduit forcément à des valeurs aberrantes qui peuvent altérer d'une manière significative la procédure de sélection automatisée des points.

4.4.2 Détermination des équations de plans

Pour les deux ensembles de données 3D, le choix des points appartenant aux plans à l'issue de l'étape de sélection, a été introduit dans la section précédente. Nous passons à

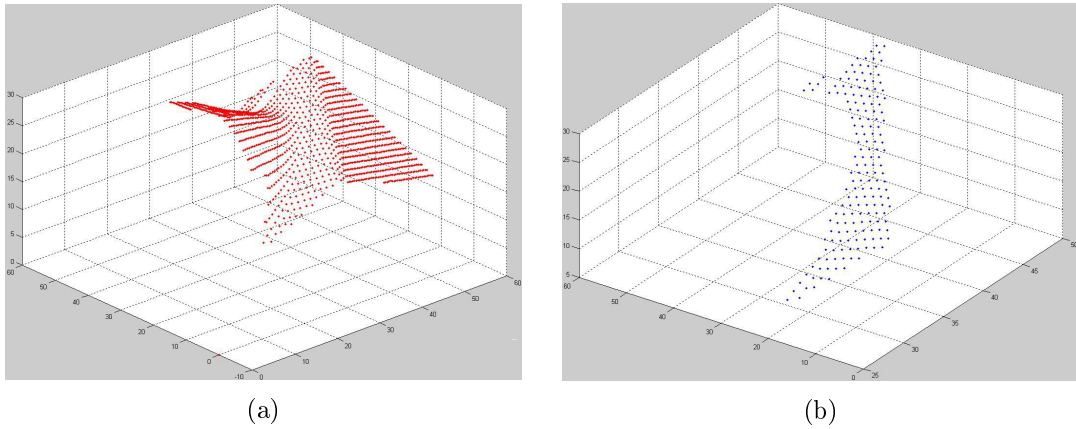


FIGURE 4.3 — (a) Points de la reconstruction initiale (en rouge). (b) Points appartenant au plan P3 sélectionnés à partir de (a) en utilisant l'approche décrite dans section 4.4.1 (en bleu).

présent à l'étape de l'utilisation de ces points pour définir les équations des plans. À cet effet, nous supposons que le bruit de mesure associé aux données de mesures stéréoscopiques suit une forme gaussienne [GLZH02]. La détermination des paramètres a, b, c, d des plans nécessite la définition d'une fonction de coût \mathcal{F} (4.6) permettant d'ajuster les points de contours retenus à un plan. On minimise ici la somme des carrés des distances orthogonales entre les plans (modèles) et les points :

$$\mathcal{F} = \frac{1}{(a^2 + b^2 + c^2)} \sum_{i=0}^n (ax_i + by_i + cz_i + d)^2 \quad (4.9)$$

Pour estimer les paramètres définissant le plan, on utilise la décomposition en valeurs singulières [VHV91]; soit M une matrice $n \times 4, n$ étant le nombre de points qui composent le plan à déterminer. Cette matrice M regroupe les coordonnées homogènes des points 3D du plan, la décomposition SVD permet ensuite d'exprimer M comme étant le produit de trois matrices particulières notées U, Σ et V :

$$M = U\Sigma V^T \quad (4.10)$$

La solution satisfaisant la fonction de coût de l'équation (4.8) correspond à la plus petite valeur singulière de Σ . Les paramètres recherchés du plan formant la dernière colonne de V . Ainsi, la solution S est donnée par $S = V(:, 4)$.

Ainsi, et pour chaque plan spécifique de la pièce de test, on possède à la fin de cette étape deux équations de plan estimées, obtenues chacune à partir de l'un des deux ensembles de points.

4.4.3 Estimation de la transformation entre les plans

L'alignement de deux ensembles de points 3D fournis par les deux capteurs est effectué en minimisant la distance entre des plans, représentés par les points sélectionnés

comme indiqué dans la section 4.4.1. Pour chaque ensemble de points, trois plans sont disponibles. Chaque plan extrait d'un ensemble de données a son plan homologue dans l'autre. Le choix de ces trois plans est tel qu'ils soient adjacents et définissent grossièrement un repère euclidien. Cela conduit à des plans dans l'espace avec des valeurs d'angle entre eux suffisamment grandes, de manière à permettre aux plans d'être facilement distinguables. Ces contraintes supplémentaires imposées à la procédure de recalage réduisent suffisamment le risque de recalibrer un plan avec le mauvais plan associé, même si, dans cette dernière situation, la contrainte de distance était satisfaite. C'est une recommandation claire pour choisir les trois plans pour cette méthode, selon une configuration comparable à celle représentée sur la figure 2.2.

Le recalage des deux ensembles de données est effectué en faisant appel à une méthode d'optimisation permettant de déterminer la transformation optimale à appliquer à un ensemble de plans, de façon à minimiser la distance entre ceux-ci et les plans correspondant de l'autre ensemble. Ici, on suppose que tous les points appartenant aux plans décrits par la lumière structurée sont fixes, et on aligne l'ensemble de points des plans décrits par les données stéréoscopiques (Voir figure 4.4). Le calcul de la transformation rigide consiste à déterminer la rotation optimale et les paramètres de la translation à appliquer dans ce cas. Avec l'hypothèse ci-dessus, la transformation est appliquée à toutes les données stéréoscopiques, permettant, enfin, d'exprimer les deux ensembles de points dans un repère de référence commun et unique.

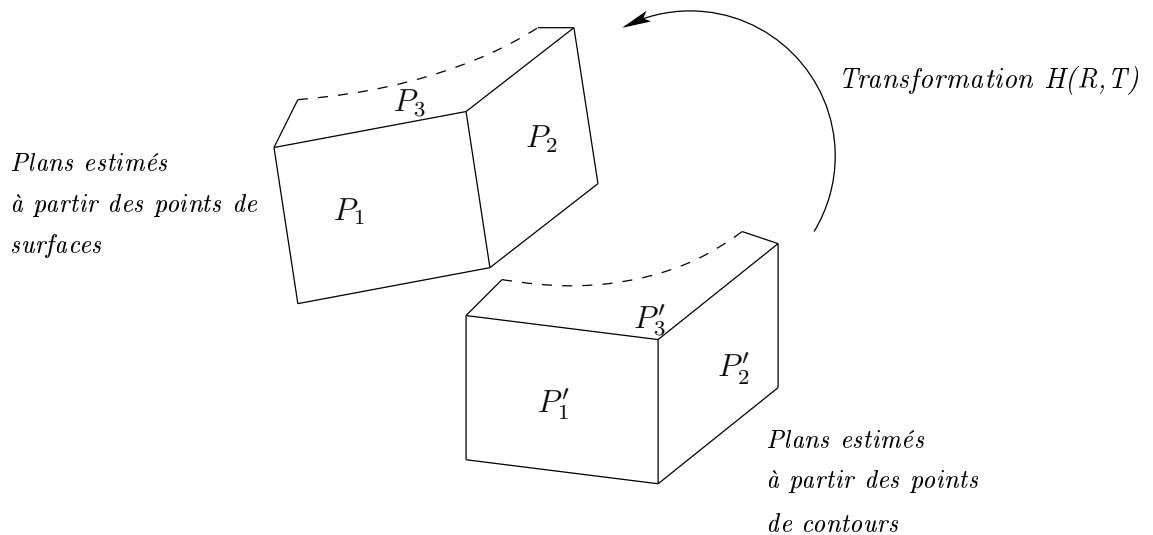


FIGURE 4.4 — Schéma illustrant le principe du recalage des trois plans adjacents P_1 , P_2 et P_3 estimés à partir des points de surfaces sur les plans P_1 , P_2 et P_3 correspondant estimés à partir des données stéréoscopiques.

La détermination de la transformation nécessaire pour relier les deux ensembles de données nécessite la résolution d'un problème de minimisation non-linéaire. Ceci peut

s'écrire, comme cela est l'habitude, comme suit :

$$\frac{\text{argmin}}{(R, T)} \mathcal{F}(R, T) = \sum_{i=1}^3 \|\hat{\pi} - (R\pi + T)\|^2 \quad (4.11)$$

$\hat{\pi}$ représente le plan i décrit par les données de la lumière structurée et π_i correspond au plan décrit par les données stéréoscopiques. R et T sont respectivement la matrice de rotation 3x3 et le vecteur de translation 3D à estimer. Nous avons utilisé pour cette estimation les quaternions unitaires pour représenter la matrice de rotation R . i est l'indice des plans.

4.4.3.1 Transformation optimale et calcul de sa transformation duale

La transformation H que l'on cherche à estimer regroupe la matrice de rotation et le vecteur de translation. Elle peut être écrite comme suit :

$$H = \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.12)$$

$$\text{Avec } H^{-T} = \begin{pmatrix} R^{-T} & 0 \\ -R^{-T}T & 1 \end{pmatrix}$$

Dans un espace R^3 les points et les plans sont deux primitives duales. Tout point P appartenant à un plan π doit satisfaire l'équation suivante :

$$P^T \pi = 0 \quad (4.13)$$

Le point P' résultat de la transformation H appliquée au point P satisfait alors :

$$P' = HP \quad (4.14)$$

Alors on peut déduire que :

$$P'^T = P^T H^T \quad (4.15)$$

En développant l'équation (4.12) on obtient ainsi :

$$\begin{aligned} P^T H^T H^{-T} \pi &= P'^T H^{-T} \pi \\ &= P'^T \pi' \\ &= 0 \end{aligned} \quad (4.16)$$

π' représente le nouveau plan auquel appartient le point P' résultat de la transformation rigide H du point P .

Ces équations nous permettent de déduire que si un ensemble de points décrivant un plan subit une transformation H , alors ce plan fera l'objet d'une transformation H^{-T} qu'on appelle transformation duale de H dans R^3 (cela est montré dessus). La fonction

de coût définie dans notre cas, qui a pour but la détermination de la transformation, conduit ainsi à la minimisation de distance entre les plans plutôt qu'entre les points. L'étape d'optimisation basée sur cette fonction de coût estime ainsi la transformation H^{-T} plutôt que H . De ce fait, la transformation H requise pour recalibrer les deux ensembles de points est déterminée à partir de son dual et est ensuite appliquée sur les points de données stéréoscopiques.

4.4.3.2 Facteur d'échelle entre plans homologues

Il convient de noter que la décomposition en valeurs singulières utilisée pour déterminer les équations de plan requises par la procédure de recalage fournit les paramètres des plans à un facteur multiplicatif près (facteur d'échelle). Ceci doit être pris en considération dans l'expression de la fonction de coût permettant l'estimation de la transformation de H . À cet effet, un facteur d'échelle λ , qui peut exister pour chaque paire de plans homologues, est calculé. Au cours de la procédure d'optimisation, à chaque étape d'itération, le facteur d'échelle λ est calculé pour deux plans homologues comme suit :

$$\lambda_i = \frac{H_4^{-T} \pi_i}{(\hat{\pi}_i)_4} \quad (4.17)$$

Avec $(\hat{\pi}_i)_4$ est le 4ème paramètre de l'équation du plan $\hat{\pi}_i$, et H_4^{-T} représente la 4ème ligne de la matrice H^{-T} . On peut bien évidemment choisir une autre ligne dans la matrice H^{-T} , les quatre lignes de la matrice vérifient l'égalité (4.15).

4.4.3.3 Formulation finale de la fonction de coût pour la fusion

La fonction de coût va conduire à l'estimation d'une transformation optimale unique qui sera appliquée aux trois plans d'un ensemble de données, afin de les aligner avec leurs correspondants de l'autre ensemble. Elle permet aussi l'alignement de l'ensemble des nuages de points 3D. Cette estimation peut cependant être affectée par les valeurs initialement utilisées pour R et T . Dans notre cas, les valeurs de R et T , liant les caméras des deux têtes de mesure, doivent cependant être déterminées aussi précisément que possible. Plus précisément, des valeurs estimées en utilisant des points mal reconstruits ou des points appartenant à des zones dégradées des images de la pièce peuvent effectivement fortement affecter les estimations des paramètres des équations des différents plans et ceux de la transformation optimale. Pour surmonter ce problème, un facteur de pondération est introduit pour chaque paire de plans homologues, afin d'harmoniser l'effet de chaque plan sur l'estimation. Cela permet aux trois plans à recalibrer d'être alignés avec leurs duaux avec des poids égaux.

Dans l'équation (4.16), le facteur de poids W est un vecteur à trois composantes dans les trois directions de l'espace, chaque composante étant calculée comme la valeur minimale de la différence entre les paramètres des plans et leurs plans homologues (voir

équation. (4.17) à (4.19)).

$$W = \begin{pmatrix} \min(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) \\ \min(\beta_1, \beta_2, \beta_3) \\ \min(\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3) \end{pmatrix}, \quad (4.18)$$

Où :

$$\alpha_i = (\hat{\pi}_i)_1 - H^{-T}(\pi_i)_1 \quad (4.19)$$

$$\beta_i = (\hat{\pi}_i)_2 - H^{-T}(\pi_i)_2 \quad (4.20)$$

$$\gamma_i = (\hat{\pi}_i)_3 - H^{-T}(\pi_i)_3 \quad (4.21)$$

L'attribution d'une valeur de pondération à chaque plan permet de converger vers une distance minimale globale tenant compte de l'ensemble des plans. Grâce à cette contrainte, on évite à un plan d'avoir une influence prépondérante sur l'estimation de la transformation. Par ailleurs, si seule la distance entre deux plans homologues est minimisée, il est possible d'observer à la fin de l'optimisation un décalage entre plans homologues. Cette contrainte globale supplémentaire permet ainsi d'éviter une telle situation. La fonction de coût dans sa forme finale s'écrit comme suit :

$$\mathcal{F}(H) = \sum_{i=1}^3 \|W(\lambda_i(\hat{\pi}_i)_{1,3} - (H^{-T})_{1,3}\pi_i)\|^2 \quad (4.22)$$

λ_i est le facteur d'échelle pour deux plans homologues comme défini dans la section 4.4.3.2. $(\hat{\pi}_i)_{1,3}$ représente les trois premières composantes de $\hat{\pi}_i$ et $(H^{-T})_{1,3}$ sont les trois premières lignes de la matrice de transformation H^{-T} .

4.4.4 Résultats expérimentaux

Dans cette section, on présente les résultats obtenus en appliquant la méthode décrite ci-dessus à la fusion des données stéréoscopiques avec l'ensemble de données de lumière structurée pour la pièce pale de turbine montrée dans la figure 2.2. Dans cette expérimentation, l'ensemble des points 3D de lumière structurée est utilisé comme vérité terrain, sur lequel on recalcule l'ensemble des points stéréoscopiques en appliquant la transformation estimée.

Les paramètres de la transformation entre les deux ensembles de données sont obtenus après minimisation de la fonction de coût donnée dans la section 4.4.3. La minimisation de ce critère est un problème d'optimisation non-linéaire pour lequel nous avons fait appel à une méthode itérative de type Levenberg-Marquardt [APSB01] (la même méthode itérative sera utilisée dans les deux autres approches). Après avoir estimé la transformation, celle-ci est également appliquée aux points stéréoscopiques initiaux et la distance de chaque point à son plan correspondant est calculée. En effet, le calcul

de la distance moyenne entre les points de lumière structurée et leurs points stéréoscopiques correspondants après recalage se ramène à appliquer le critère de distance ci-dessous pour évaluer la qualité du processus de fusion :

$$d_i = \frac{|ax_i + by_i + cz_i + d|}{(a^2 + b^2 + c^2)^{1/2}} \quad (4.23)$$

a, b, c, d sont les paramètres du plan. Par ailleurs, un histogramme d'erreurs de distance, pour tous les points utilisés, permet enfin de montrer la distribution des erreurs par rapport aux valeurs de distance provenant de la réalité de terrain (ici, les données lumière structurée).

Les résultats pour les mesures de distances moyennes aux plans de référence sont résumés dans le tableau 4.1.

La figure 4.18 montre les histogrammes d'erreurs de distance entre les points reconstruits après recalage et leurs plans correspondants pour la méthode proposée. Les histogrammes sont utilisés ici pour visualiser la position des points par rapport aux plans de référence dans l'espace 3D. Afin d'évaluer la qualité de la procédure de recalage, on peut en effet visualiser les distributions des points de mesure autour des plans, ces distributions devant être centrées sur les plans.

Distances / Méthode	1ère Méthode de fusion
Distance moyenne au plan P1 (en <i>mm</i>)	0.37
Distance moyenne au plan P2 (en <i>mm</i>)	0.35
Distance moyenne au plan P3 (en <i>mm</i>)	0.21

TABLE 4.1 — Tableau résumé des distances moyennes des points de mesures à leurs plans de référence après application de la méthode 1.

En plus, on peut observer, qu'après application de la méthode de fusion proposée, les points sont plus proches des plans. On peut également analyser le cas du plan P2. Ses points sont plutôt situés sur un côté du plan, à une distance maximale par rapport au plan ne dépassant pas 0,65 mm. Cela est dû essentiellement à la région abimée sur le côté gauche du plan P2 de la pièce réelle pale de turbine (voir figure 2.2), qui a conduit effectivement à des contours mal extraits, et donc à une estimation des paramètres du plan P2 entachée d'erreurs.

Les résultats montrent également que la distance moyenne au premier plan, pour lequel un nombre important de points est considéré, est beaucoup plus faible. Il faut toutefois noter que les résultats obtenus pour les deux autres plans, où le nombre de points utilisés est moins important par rapport au premier, les erreurs de distance sont également comparables. Aussi, il est à noter que tous les points, auxquels l'approche proposée a fait appel, ont été pris en compte à la fois pour l'estimation des plans et pour la transformation. Ceci démontre également la robustesse de la méthode présentée ici, même en présence de valeurs aberrantes qui peuvent réduire la précision. Notez qu'en général, les contours horizontaux sont mal reconstruits. Cela peut être lié principalement au processus d'appariement dans lequel la contrainte épipolaire présente des

échecs dans de telles situations pour mettre en correspondance tous les points d'une manière précise.

4.5 Méthode de fusion basée sur la distance entre points et plans

La deuxième méthode de fusion de données que nous proposons repose également sur l'exploitation des caractéristiques géométriques utilisées par la première méthode. Plus précisément, cette deuxième méthode consiste à recalcr un sous-ensemble de points 3D provenant du capteur lumière structurée et décrivant les plans de référence avec les plans homologues estimés en utilisant les contours reconstruits par la technique de stéréovision de notre système d'analyse. Chaque plan estimé à partir de données du capteur stéréoscopique est de cette façon associé à un sous-ensemble de points correspondant à une surface 3D. Notre méthode de fusion s'articule ensuite autour de l'estimation de la transformation optimale permettant un recalage aussi parfait que possible de données 3D caractérisant la surface et des contours 3D représentant les arêtes de notre objet. Ainsi, cette estimation conduit à déterminer les paramètres de rotation et de translation à appliquer à l'ensemble de points de surface 3D pour les exprimer dans le système de coordonnées du capteur stéréoscopique. Chaque plan spécifique de notre objet à analyser donne lieu à l'estimation de son équation à partir des contours par la minimisation de la somme des carrés des distances orthogonales entre le modèle du plan et les points (équation 4.8). En outre, on récupère l'ensemble des nuages de points 3D caractérisant les plans homologues à partir de la reconstruction de surfaces utilisant la méthode de sélection automatique des points décrite dans la section 4.4.1. Chaque plan estimé à partir de données du capteur stéréoscopique dispose ainsi de son sous-ensemble de points de surface 3D qui lui correspond et auquel une procédure de recalage peut être appliquée. Un schéma illustrant cette deuxième approche proposée est présenté dans la figure 4.5.

4.5.1 Sélection des points et des plans candidats à l'appariement

La précision de l'estimation des paramètres de la transformation recherchée dépend fortement des primitives sur lesquelles on se repose pour formuler le problème de recalage. En effet, l'étape de sélection de l'ensemble des primitives géométriques (points, contours, plans) est critique pour assurer la bonne qualité de l'estimation. Ainsi, le choix des primitives géométriques, auxquelles on a recours pour obtenir une solution au problème de l'alignement de deux ensembles de données 3D, est crucial. La sélection des primitives géométriques utilisées pour déterminer les paramètres de la transformation doit cependant aussi tenir compte des caractéristiques géométriques de la pièce. Dans ce contexte, on ne peut pas prendre en considération toutes les primitives décrivant la pièce, car cette pratique serait très coûteuse en temps de calcul. C'est pourquoi,

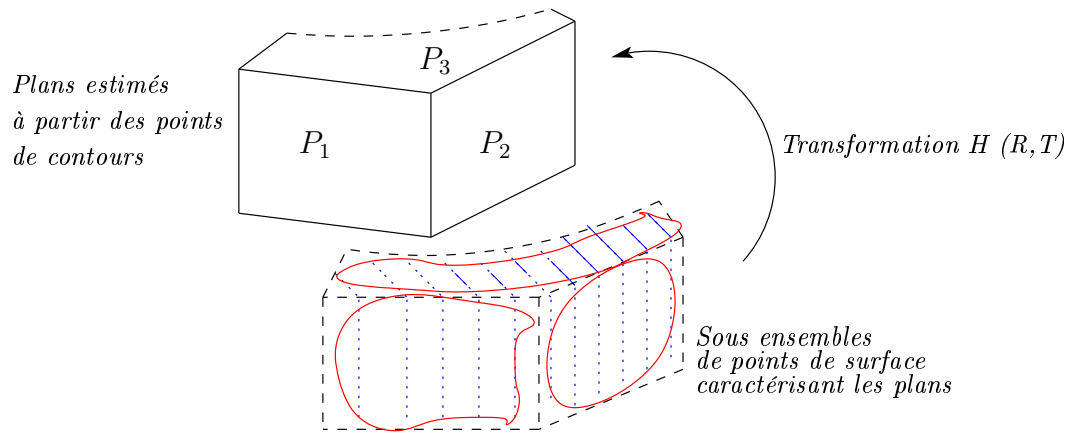


FIGURE 4.5 — Principe du recalage de données basé sur la minimisation de la distance moyenne entre des points de surfaces et les plans P_1 , P_2 et P_3 estimés à partir de données stéréoscopiques.

on a choisi d'utiliser à nouveau les plans et les points caractérisant une partie de la pièce à analyser pour effectuer le recalage. Pour cette deuxième méthode, des points caractérisant des contours et des surfaces du pied de la pièce ont été retenus. À partir de la connaissance *a priori* de la pièce, on peut sélectionner en effet explicitement les contours définissant les plans nécessaires à notre approche. À partir de ces points, on peut ensuite estimer les paramètres des plans. La définition des sous-ensembles de points 3D de surface (voir figure 4.5) caractérisant ces mêmes plans est triviale, le système d'analyse mis en œuvre fournissant directement, pour chaque plan, deux représentations distinctes. Cette étape conduit ainsi à une sélection de primitives de deux types différents et mises en correspondance en se basant sur le modèle conceptuel de la pièce. Cette étape d'appariement des points stéréoscopiques et des points 3D de surfaces est nécessaire pour déterminer les paramètres de la transformation permettant d'exprimer les deux ensembles de données dans un même référentiel.

4.5.2 Détermination de la transformation entre les points candidats et les plans correspondants

L'approche de fusion proposée ici vise aussi à exprimer les deux ensembles de points extraits des deux capteurs de notre système de vision dans un même repère. Pour cela, une estimation de la transformation optimale, comportant à la fois une rotation et une translation, et à appliquer à l'ensemble des points 3D de surface pour l'aligner parfaitement à l'ensemble des points de contours 3D, est nécessaire. Cette estimation requiert à nouveau la définition d'une fonction de coût qui a pour objectif la détermination des paramètres de la transformation optimale recherchés. Pour le calcul de la transformation toujours supposée rigide, la méthode d'optimisation repose sur la minimisation de la distance orthogonale entre l'ensemble des points lumière structurée à recaler et leurs plans correspondants. Ces derniers sont estimés à partir de l'ensemble sélectionné de points de contours reconstruits et que l'on prend ici comme référence, à l'inverse de la

première méthode.

La fonction de coût à définir a pour objectif l'estimation des paramètres de rotation et de translation optimaux permettant d'aligner simultanément les trois ensembles de points sélectionnés du nuage de points surface avec les trois plans correspondant du deuxième nuage de points, de manière à ce que les distances entre ces points et leurs plans homologues soient minimales. La transformation estimée sera ensuite appliquée à l'ensemble des points lumière structurée afin de les recalcr avec le nuage de points obtenus à l'aide du système de stéréovision. Le problème d'optimisation à résoudre revient alors à une minimisation d'un critère non-linéaire dont la fonction de coût peut être formulée comme suit :

$$\mathcal{F}(H) = \sum_{i=1}^3 \left\| \sum_{j=1}^{n_i} d_j(\pi_i, HP_j) \right\|^2 \quad (4.24)$$

n_i est le nombre de points lumière structurée correspondant au plan stéréoscopique d'indice i , j est l'indice des points lumière structurée utilisés pour l'estimation de la transformation H . La distance d_j d'un point P_j au plan π_i est donnée par :

$$d_j(\pi_i, HP_j) = \frac{|a_i x_j + b_i y_j + c_i z_j + d_i|}{(a_i^2 + b_i^2 + c_i^2)^{1/2}} \quad (4.25)$$

Et

$$HP_j = RP_j + T \quad (4.26)$$

L'approche proposée est considérée comme une amélioration de la méthode présentée dans la section précédente, parce que l'on se base, pour notre estimation, sur des points réels de notre reconstruction. Les données initialement utilisées pour l'estimation des paramètres de la transformation rigide sont ainsi moins entachées d'erreurs. La propagation des erreurs est de ce fait sensiblement mieux contrôlée, contrairement à la première méthode où les éléments initialement utilisés pour l'estimation sont des paramètres d'équations de plan estimées à partir d'un ensemble de points sélectionnés *a priori*. Par conséquent, les erreurs sont inévitables, non seulement dans l'estimation des valeurs initiales pour la fonction d'optimisation, mais aussi au cours du processus itératif d'estimation des paramètres.

4.5.3 Résultats expérimentaux

La transformation estimée à l'issue de la procédure d'optimisation qui vient d'être décrite est appliquée à l'ensemble des points de surface du système lumière structurée. Ce nuage de points sera par conséquent représenté dans le même référentiel que le nuage de points du système de stéréovision. Cet ensemble de points recalés est utilisé pour une évaluation de la robustesse de l'approche proposée et de la précision de l'estimation des paramètres de transformation. Le critère d'évaluation adopté pour cette méthode est celui utilisé pour la méthode précédente (voir équation 4.21), c'est-à-dire, la distance orthogonale entre les points lumière structurée et les plans qui leur

correspondent dans la reconstruction stéréoscopique. L'objectif est de parvenir à une comparaison entre les deux méthodes en utilisant les mêmes jeux de données et les mêmes critères d'évaluation tout au long de l'expérimentation. Les distances entre les points et les plans sont calculées et représentées sous forme d'histogrammes (voir figure 4.19), comme pour la première méthode. La distance moyenne de chaque ensemble de points lumière structurée à son plan est calculée également. Le tableau 4.2 résume les valeurs de ces distances moyennes pour chaque plan de la pièce.

Distances / Méthode	2ème Méthode de fusion
Distance moyenne au plan P1 (en <i>mm</i>)	0.22
Distance moyenne au plan P2 (en <i>mm</i>)	0.11
Distance moyenne au plan P3 (en <i>mm</i>)	0.11

TABLE 4.2 — Tableau résumé des distances moyennes des points de mesures à leurs plans de référence après application de la méthode 2.

Avec cette méthode, il est aisé de voir sur la figure 4.19 que la distance moyenne entre chaque plan et ses points correspondant est nettement plus faible que les distances moyennes enregistrées avec la première méthode décrite dans la section précédente. Ainsi, cette méthode permet de centrer davantage les points lumière structurée autour de leur plan associé. Spécifiquement, pour le plan P2, les points sont en effet parfaitement centrés autour du plan, ce qui n'était pas le cas pour la première méthode où les points étaient situés sur un côté du plan, avec une erreur moyenne plus importante. Les distances moyennes obtenues par cette deuxième méthode sont approximativement améliorées de 50 %, notamment pour le plan P1 pour lequel le nombre de points est très important (1641 points). De même, l'amélioration des performances de cette technique est observable pour les deux autres plans. Cela révèle que la robustesse et la précision sont en faveur de la deuxième méthode.

4.6 Méthode générale de fusion

Cette dernière option a pour but la mise en place d'une approche de fusion de données 3D applicable à des objets qui ne contiennent pas forcément des surfaces planes. L'idée est d'éviter une dépendance de la méthode vis-à-vis de la contrainte imposant l'existence d'une configuration assez particulière de surfaces planes et nécessaire aux deux premières méthodes. En cet effet, dans cette troisième méthode, nous avons développé une approche générale de fusion des deux ensembles de données. Cette approche est fondée essentiellement sur l'hypothèse que les objets analysés sont quasi-polyédriques, ce qui implique que l'on trouve forcément sur l'objet à évaluer des arêtes formant différentes faces de l'objet. À partir de cette hypothèse, nous proposons une technique de fusion de données, en considérant des régions d'intérêt dans lesquelles nous savons trouver des points qui apparaissent dans les deux ensembles disponibles de points. L'approche de fusion de données proposée repose précisément sur l'exploitation de ces

régions. Le recalage entre les données de lumière structurée et les données stéréoscopiques est effectué à partir des données localisées dans ces régions d'intérêt. Ces points sont aussi initialement utilisés pour estimer les paramètres de la transformation du recalage des points 3D lumière structurée avec les points 3D de contours. L'approche permet également l'utilisation d'une connaissance *a priori* de la pièce (dans notre cas un modèle CAO de l'objet), ici spécifiquement ses contours. Par ailleurs, le sous-ensemble de points 3D de la surface reconstruite est sélectionné en supposant que ces points correspondent d'une part à un contour (ici, une ligne droite) décrit par des données stéréoscopiques et, d'autre part, remplissent un critère d'angularité stipulant que ces points appartiennent à l'intersection des surfaces planes.

4.6.1 Sélection des primitives et des points de surface à appa-rier

La méthode de fusion (recalage) de données est réalisée ici en se basant sur l'utilisation des points de surface lumière structurée et des points de contours 3D représentés dans les régions d'intérêt considérées. La sélection des points de contour est basée sur la connaissance *a priori* de la pièce (dans notre cas, le modèle CAO) en choisissant des contours spécifiques de la pièce, tout en respectant la contrainte de la disponibilité des deux types de points pour ces contours. Spécifiquement, le contour ne sera pas sélectionné s'il n'est pas observé significativement par les deux systèmes de mesure. D'autre part, l'application de cette troisième méthode doit être plus générale, elle sera donc établie pour des pièces qui n'ont pas spécifiquement des surfaces planes comme c'est le cas de la pièce pale de turbine. À cet effet, nous avons appliqué cette méthode sur une pièce représentative, la pièce prise électrique contenant essentiellement deux contours susceptibles d'être exploités par notre approche. Les contours de cette pièce ne forment pas d'arêtes entières et ils sont formés de portions de droite et d'éléments en arc de cercle. Une paire d'images stéréoscopique de cet objet est présentée dans la figure 4.6. La détection des contours de cette pièce nous fournit des points de contours formant une droite terminée par deux éléments curvilignes (voir figure 4.7). En conséquence, la représentation des points de contours par une ligne droite 3D (présentée en détail dans la prochaine section) n'aura, dans ce cas, pas de signification. Ceci nous a amené à ajuster la détection des points de contour afin d'éliminer tous les points influençant négativement l'estimation des droites 3D.

Le but est d'adapter la détection pour prendre en compte des cas similaires pour lesquels les contours sont composés de plusieurs formes géométriques. Pour cela, nous avons défini des contraintes de sélection des points de contour reposant sur la direction du gradient des points de contour détectés. Cela nous a conduit, dans notre cas, à classer les points de contours détectés en deux classes différentes selon la valeur de la direction du gradient. Ce qui nous permet de ne retenir que les points de contours représentant les parties droites des contours. Un exemple d'une image de contours détectés en respectant cette contrainte, pour l'image de droite de la figure 4.6, avant et après la prise en compte de cette contrainte, est exposé dans la figure 4.8.

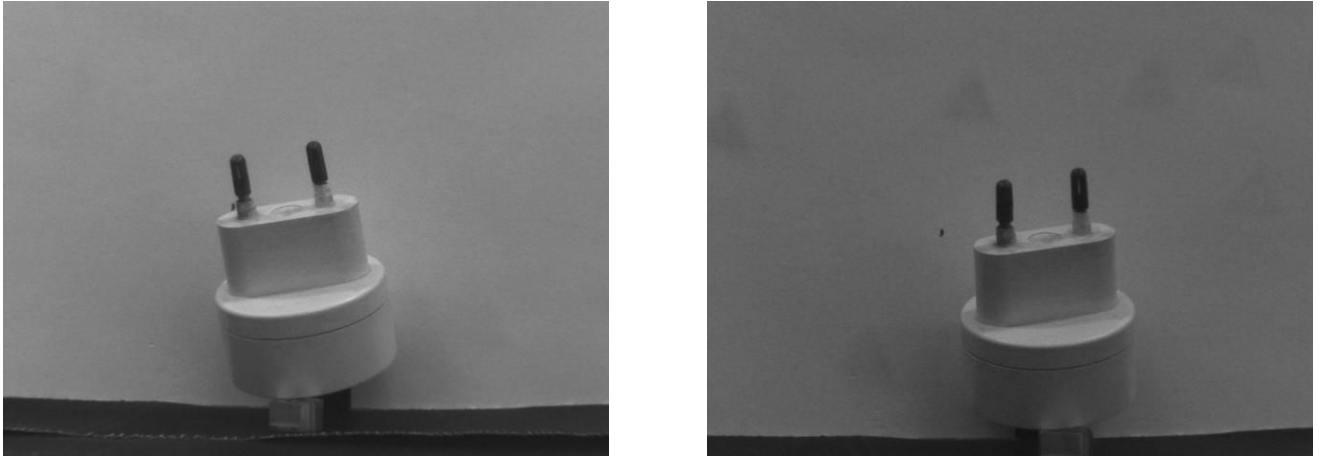


FIGURE 4.6 — Paire stéréoscopique de la prise électrique à analyser.

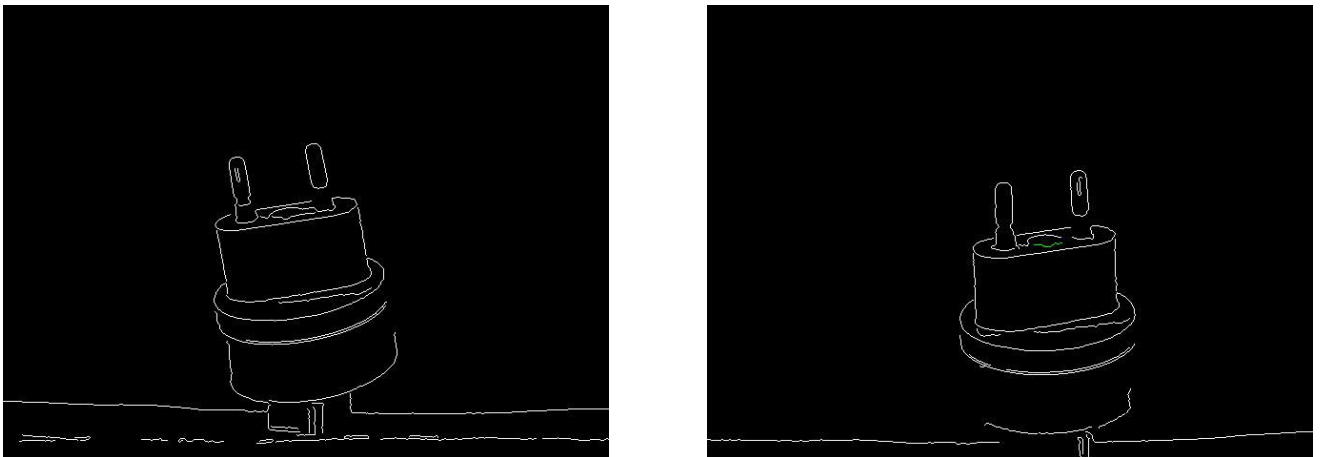


FIGURE 4.7 — Paire d'images de contour des images stéréoscopiques de la figure 4.6.

Par ailleurs, les points de surface, caractérisant les mêmes régions d'intérêt, autour des contours, sont extraits. Ces points respectent un critère d'angularité, dont la variation est induite par le fait qu'ils peuvent appartenir à deux plans différents. En effet, les points 3D de la surface reconstruite sont sélectionnés en se basant sur le calcul de l'angularité pour chaque paire de points consécutifs, dans un plan passant par l'ensemble de points de la frange considérée. Le calcul de l'angularité est basé sur le calcul de la direction de la normale de la droite formée à partir de deux points consécutif dans la même frange, à l'analogie de ce qui a été vu dans la section 4.4.1. Chaque point de la frange a deux valeurs de direction de droite. Une valeur de direction est calculée avec le point précédent et une autre valeur avec le point suivant.

Les points montrant une variation brusque dans une des valeurs de direction de la normale de la droite sont susceptibles d'être un point d'angularité (voir figure 4.9).

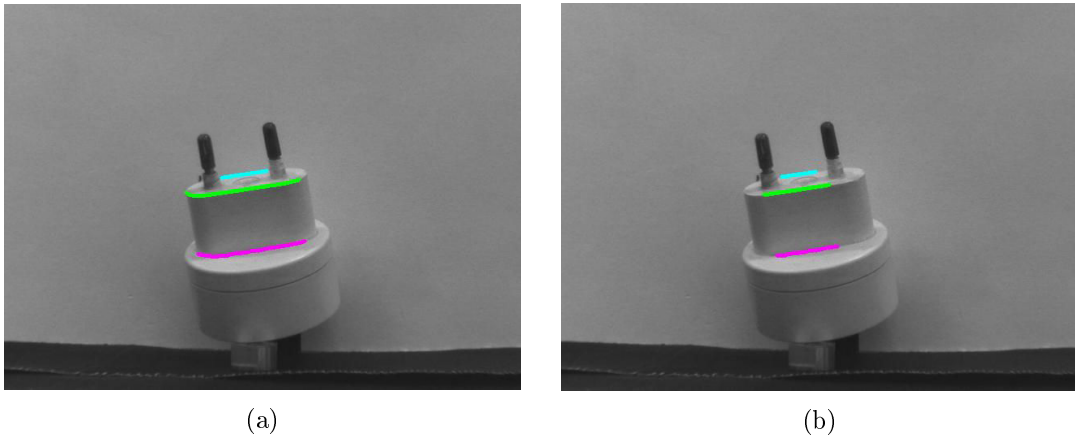


FIGURE 4.8 — (a) Contours initialement détectés dans l'image de droite. (b) représente les contours finalement retenus en tenant en compte de la contrainte de forme.

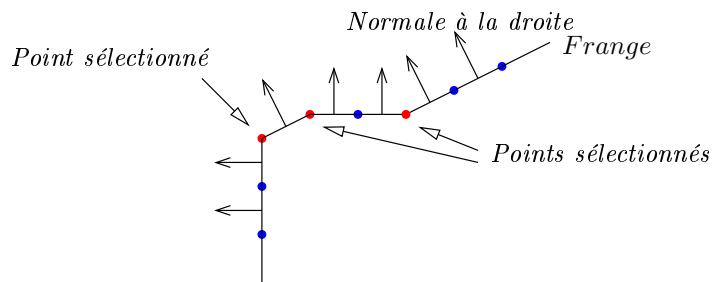


FIGURE 4.9 — Exemple montrant le principe de la sélection de points caractérisant une angularité (les points en bleu sont les points d'une frange, les points en rouge sont les points sélectionnés).

Cependant, dans certaines situations, on peut trouver des points pour lesquels la contrainte citée est vérifiée pour deux points successifs (voir figure 4.10), bien que ces points ne correspondent pas physiquement à une angularité. Dans ce cas, on crée un point virtuel dont les coordonnées sont l'intersection de la droite avant ce point avec celle après ce point, en utilisant les couples de points existant (voir figure 4.10).

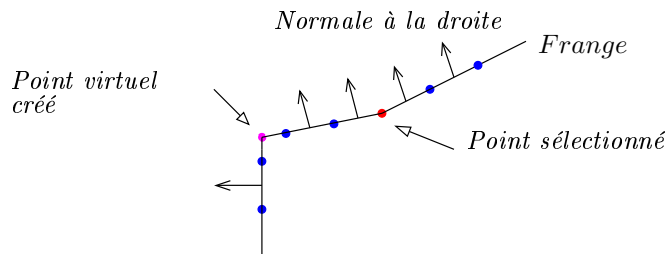


FIGURE 4.10 — Exemple de la présence d'une angularité sans avoir de point qui la caractérise. Dans ce cas, on crée un point virtuel (en magenta) caractérisant l'angularité au milieu des points utilisés.

Un autre cas de figure peut se présenter et consiste en l'existence de points corres-

pendant à une mauvaise reconstruction de la surface de l'objet suite, par exemple, à une perte d'information pendant le traitement ou à un éclairage inadéquat de la scène. Ces points peuvent être associés à des changements de profondeur brusques dans la surface reconstruite, compte tenu des points voisins. Cela conduit à des valeurs de direction de la normale différentes de celles des points voisins. Ces points vérifient cependant le critère d'angularité. On construit, de ce fait, une liste primaire de points d'angularité qui sera affinée par la suite en se reposant, pour cela, sur une mise en correspondance de la liste primaire de points initialement obtenus avec les droites 3D précédemment estimés. La figure 4.11 donne un exemple de détection des points initialement considérés par cette approche, avant affinage.

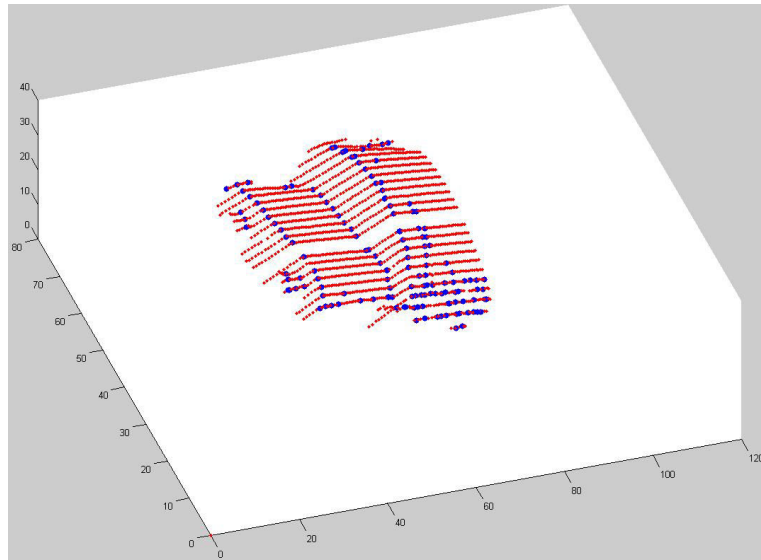


FIGURE 4.11 — Points de fortes angularités initialement détectés (en bleu), à partir de la reconstruction de la surface de la prise électrique (en rouge) et avant mise en correspondance avec les droites 3D modélisant les points de contours.

4.6.2 Mise en correspondance des primitives et des points correspondants

L'étape de mise en correspondance consiste à appairer l'ensemble des points de surface sélectionnés préalablement par la méthode décrite dans la section 4.6.1 avec les contours correspondants obtenus par la reconstruction stéréoscopique. Cette méthode d'appariement se base sur le calcul de la distance orthogonale entre les points de surface sélectionnés et les contours 3D (ligne droite 3D). Avant de procéder à la mise en correspondance, il est nécessaire de représenter les points de contours 3D par des équations paramétriques 3D, pour simplifier le calcul de la distance entre les points de surface et les points de contours 3D. Cette procédure de paramétrisation des droites 3D conduit au calcul de la distance entre les points et le modèle (ligne droite 3D). Les points de contours 3D initiaux ne sont pas utilisés pour ce calcul de distance. Nous

avons préféré appliquer une regression linéaire aux points 3D en les modélisant par une ligne droite 3D. On peut justifier cela par le fait, qu'en pratique, les points de contour horizontaux reconstruits ne forment jamais parfaitement des lignes droites 3D. On peut en effet observer dans les images de contour des sous-ensembles de points qui seront mal reconstruits. Cela est dû essentiellement aux erreurs de détection des points de contour, mais aussi à la procédure de mise en correspondance lors de la procédure de reconstruction par stéréovision.

La régression linéaire simple effectuée vise à ajuster un ensemble de points extraits des données par une ligne droite 3D. Cette regression est un ajustement, au sens des moindres carrés, des points 3D par une droite dans l'espace, en minimisant la distance orthogonale entre les points de contour et le modèle (droite 3D). L'équation paramétrique d'une ligne 3D est définie comme suit :

$$D \begin{cases} x &= x_0 + v_x * t \\ y &= y_0 + v_y * t \\ z &= z_0 + v_z * t \end{cases}$$

(x_o, y_o, z_o) est un point qui appartient à la droite D , (v_x, v_y, v_z) est un vecteur définissant la direction de la ligne 3D. t est un paramètre dont la valeur varie de façon à décrire l'ensemble des points de la ligne D .

Pour mettre en correspondance, pour chaque ligne droite 3D, l'ensemble des points 3D de surface sélectionnés et leurs associés correspondant aux points de contour, on calcule la distance de tous les points sélectionnés avec chaque ligne droite 3D. Chaque point de la liste primaire sera évalué en fonction de sa distance par rapport à toutes les droites. Les points sont appariés avec une droite selon leur score de distance. Pour une droite 3D donnée, les points ayant la plus petite valeur de distance avec elle sont considérés comme des points de surface correspondants. Il peut exister des points ayant des distances très importantes par rapport à toutes les droites 3D. Ces points correspondent éventuellement à des points mal reconstruits, comme indiqué dans la section 4.6.1. Ces points aberrants seront supprimés automatiquement de la liste primaire des points sélectionnés en appliquant un seuil de distance fixé préalablement. La figure 4.12 montre les points retenus après application de cet appariement aux données de l'exemple de la figure 4.11.

Distances entre un point et une droite

Le calcul de la distance orthogonale d'un point P de coordonnées (x_0, y_0, z_0) à une droite D_i , revient à calculer la distance orthogonale de ce point P avec son projeté P' sur la droite D_i . pour calculer les coordonnées du point P' , il suffit de déterminer l'intersection de la droite D_i avec le plan Π passant par le point P et perpendiculaire à la droite D_i (Voir figure 4.13). Soit D_i une droite de représentation paramétrique :

$$D_i \begin{cases} x &= x_0 + v_x * t \\ y &= y_0 + v_y * t \\ z &= z_0 + v_z * t \end{cases}$$

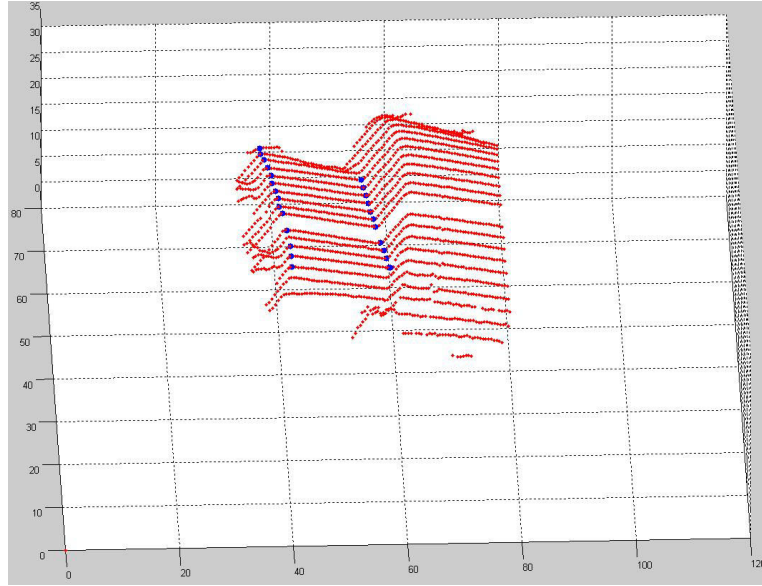


FIGURE 4.12 — Points retenus, après appariement avec des droites 3D, et utilisés pour l'estimation de la transformation réalisant le recalage de données (points en bleu). Les points en rouge correspondent à la reconstruction de la surface de la prise électrique.

Le plan Π est perpendiculaire à la droite D_i . Il a donc pour vecteur normal le vecteur $\vec{v}(v_x, v_y, v_z)$. L'équation de plan est de la forme $v_x x + v_y y + v_z z + d = 0$. Sachant que le plan Π passe par le point P , la détermination du paramètre d est obtenue en remplaçant les coordonnées du point P dans l'équation du plan (les coordonnées du point P vérifient l'équation du plan). Les coordonnées du point P' intersection de la droite D_i avec le plan Π vérifient le système d'équation suivant :

$$\begin{cases} x = x_0 + v_x * t \\ y = y_0 + v_y * t \\ z = z_0 + v_z * t \\ v_x x + v_y y + v_z z + d = 0 \end{cases}$$

Une fois les coordonnées du point $P'(x', y', z')$ déterminées, la distance entre le point P et la droite D_i se résume au calcul de la distance qui sépare le point P de son projeté P' . Cette distance est ainsi donnée par :

$$d = ((x' - x_0)^2 + (y' - y_0)^2 + (z' - z_0)^2)^{1/2} \quad (4.27)$$

4.6.3 Détermination de la transformation entre les primitives et les points de surface

Pour le recalage des deux ensembles de points 3D, l'idée est d'estimer la transformation optimale qui minimise la distance orthogonale entre des points caractérisant les

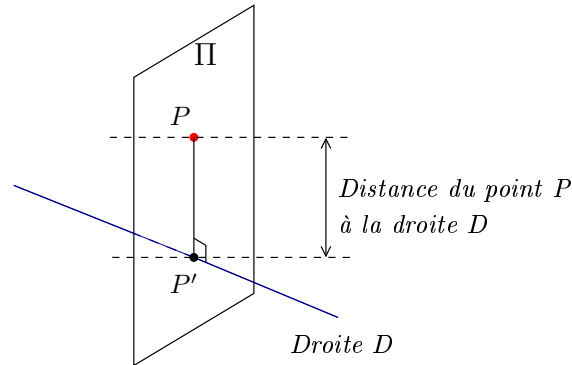


FIGURE 4.13 — Illustration du principe du calcul de la distance entre le point P et la droite D.

bords sélectionnés de la surface et leurs homologues extraits des contours 3D précédemment estimés. Le recalage ou la fusion des données des deux ensembles de points 3D est effectué en estimant la même méthode que précédemment, c'est-à-dire en utilisant une fonction de coût basée sur un critère de distances entre les sous-ensembles de points lumière structurée sélectionnés (comme présenté dans la figure 4.12) et leurs lignes 3D correspondantes. Notre approche de fusion repose ici encore sur l'estimation des paramètres de la rotation et de la translation à appliquer à l'ensemble des points lumière structurée sélectionnés, avec l'objectif de minimiser le critère de la distance entre ces points et les droites estimées précédemment. L'estimation de la transformation optimale nécessite la résolution d'un problème d'optimisation non-linéaire minimisant le critère qui peut s'écrire comme suit :

$$\mathcal{F}(H) = \sum_{i=1}^n \left\| \sum_{j=1}^{n_i} d_j(D_i, HP_j) \right\|^2 \quad (4.28)$$

Avec

$$D_i \begin{cases} x &= x_0 + v_x * t \\ y &= y_0 + v_y * t \\ z &= z_0 + v_z * t \end{cases}$$

représentation paramétrique d'une droite 3D ;

H est la transformation que l'on cherche à estimer : $HP_j = RP_j + T, P_j$ est le point d'indice j de l'ensemble de points lumière structurée utilisés pour l'estimation.

d_j est la distance orthogonale entre le point de coordonnées (x_j, y_j, z_j) et le point de coordonnées (x'_j, y'_j, z'_j) son projeté orthogonal sur la droite D_i donnée par l'équation 4.26.

4.6.4 Résultats expérimentaux

Cette procédure de fusion a été testée sur deux objets distincts, la pièce pale de turbine et une pièce représentant une prise mâle électrique (voir figure 4). Nous utilisons

également le même critère d'évaluation que celui utilisé pour les deux autres approches de fusion. On calcule ainsi la distance moyenne des points de lumière structurée après recalage avec les plans estimés à partir des points de contours reconstruits par le système de stéréovision, en utilisant l'équation 4.21. Après estimation de la transformation, nous avons appliqué les paramètres estimés à l'ensemble des points de lumière structurée afin de les exprimer dans le même repère que celui des données stéréoscopiques (contours). Les nouvelles coordonnées des points de surface sont ensuite utilisées pour calculer la distance moyenne et les histogrammes de distances de ces points par rapport aux plans correspondants (voir figure 4.20 pour l'objet pale de turbine). Le tableau 4.3 des distances moyennes des points de surface par rapport au trois plans considérés dans cette expérience d'application de notre méthode de fusion, toujours pour la pale de turbine, est donné ci-dessous.

Distances / Méthode	3ème Méthode de fusion
Distance moyenne au plan P1 (en <i>mm</i>)	0.38
Distance moyenne au plan P2 (en <i>mm</i>)	0.41
Distance moyenne au plan P3 (en <i>mm</i>)	0.34

TABLE 4.3 — Tableau résumé des distances moyennes des points de mesures lumière structurée au à leurs plans de référence après application de la méthode 3.

Les résultats de distances moyennes obtenus avec cette troisième approche sont comparables avec ceux obtenus avec la première méthode, notamment pour le plan 1, pour lequel un nombre très important de points est considéré. Cependant, en comparant ces résultats avec ceux de la deuxième méthode, on constate que les points de mesure lumière structurée sont bien centrés par rapport au premier et au troisième plan. Cela signifie que les points sont bien recalés dans le voisinage de ces plans. L'exception du plan 2 est toujours observable. C'est un plan pour lequel les points sont situés d'un seul côté du plan. Là encore, ce phénomène est dû au fait que les paramètres des plans sont altérés à cause de la région abimée sur le coté gauche du plan 2 de la pièce pale de turbine.

La deuxième pièce est un exemple de pièce ne comportant pas les plans nécessaires à l'application des deux premières méthodes. Seule la troisième méthode peut être évaluée à partir de la distance moyenne entre tous les points lumière structurée utilisés pour l'optimisation et leurs contours stéréovision correspondants (voir équation 4.26). Pour ce faire, tous les points de surface utilisés dans cette approche sont recalés avec la reconstruction stéréoscopique en appliquant la transformation estimée. Les deux contours correspondant aux points de surface sélectionnés ont été pris en considération dans l'estimation et pour l'évaluation de cette méthode. Le critère d'évaluation est ici le calcul de la distance moyenne entre l'ensemble de points de surface et leurs contours homologues après recalage. Les distances moyennes sont calculées à chaque itération, ce qui permet d'observer l'évolution du processus d'optimisation. Les résultats sont présentés dans la figure 4.14 ci-dessous.

En observant ces deux graphes, on peut déduire que la distance moyenne des points

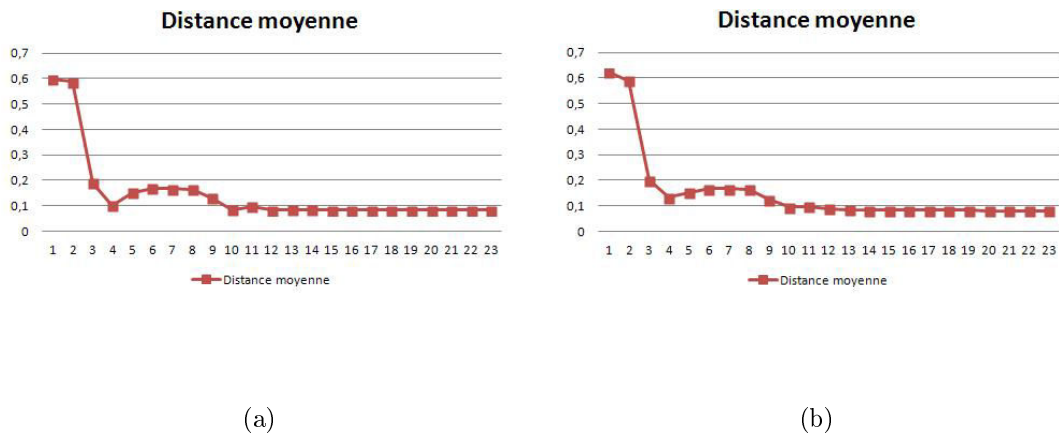


FIGURE 4.14 — (a) Distance moyenne entre les points extraits et le contour 1 en mm, en fonction de nombre d'itérations, (b) distance moyenne entre les points extraits et le contour 2 en mm, en fonction de nombre d'itérations.

par rapport aux deux contours diminuent à chaque itération, jusqu'à ce que l'on atteigne la solution optimale du problème. Le gain de distance atteint 86,12 % pour le premier contour et 86,9 % pour le second contour. Ce gain est calculé par un simple rapport entre la première valeur de distance moyenne initiale évaluée et la distance moyenne finale obtenue après optimisation complète. Les résultats obtenus par cette méthode sont très satisfaisants et le processus de recalage qui la sous-tend est très précis. La reconstruction enrichie de cette pièce est montrée dans la figure 4.15.

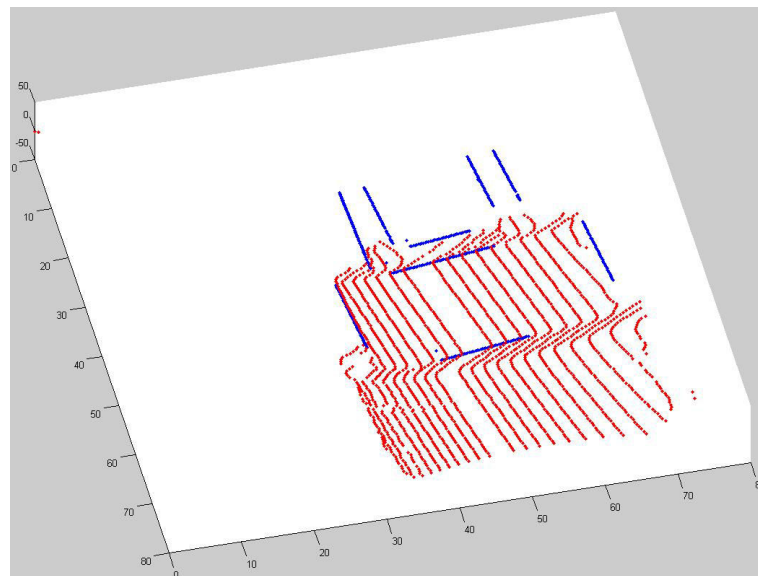


FIGURE 4.15 — Reconstruction enrichie de la prise électrique obtenue en appliquant la troisième approche de fusion de données. Les points en bleu représentent les points de contours reconstruits. Les points de mesure de la lumière structurée sont présentés en couleur rouge.

Une étude comparative des trois méthodes de fusion proposées est cependant nécessaire, afin de mettre en évidence les avantages et les limites de chacune des méthodes.

4.7 Comparaison des trois méthodes

Nous avons utilisé les mêmes jeux de données pour les expériences portant sur l'application des trois méthodes, à savoir les paramètres des capteurs, les images acquises et les résultats des reconstructions. En effet, pour les trois méthodes, nous avons reconstruit la pièce pale de turbine avec les deux systèmes de vision décrits dans les chapitres précédents. Les deux nuages de points, résultats de ces reconstructions, sont utilisés pour l'estimation de la transformation qui les associe. Ceci permet la comparaison entre les approches proposées, en utilisant les mêmes jeux de données, à partir de critères d'évaluation adaptés à la nature de nos applications.

4.7.1 Choix des critères d'évaluation

Une comparaison de la performance des trois méthodes de fusion décrites dans les sections 4.4, 4.5 et 4.6 a été réalisée en évaluant la robustesse et la précision de chaque approche. Pour chaque approche, les deux ensembles de données 3D sont associés en utilisant les transformations optimales estimées, conduisant ainsi à une description de l'objet dans un repère de référence commun unique. Un exemple de reconstruction enrichie est donné dans la figure 4.16. Les différentes méthodes sont ensuite comparées en utilisant les mêmes ensembles de données et les mêmes critères d'évaluation.

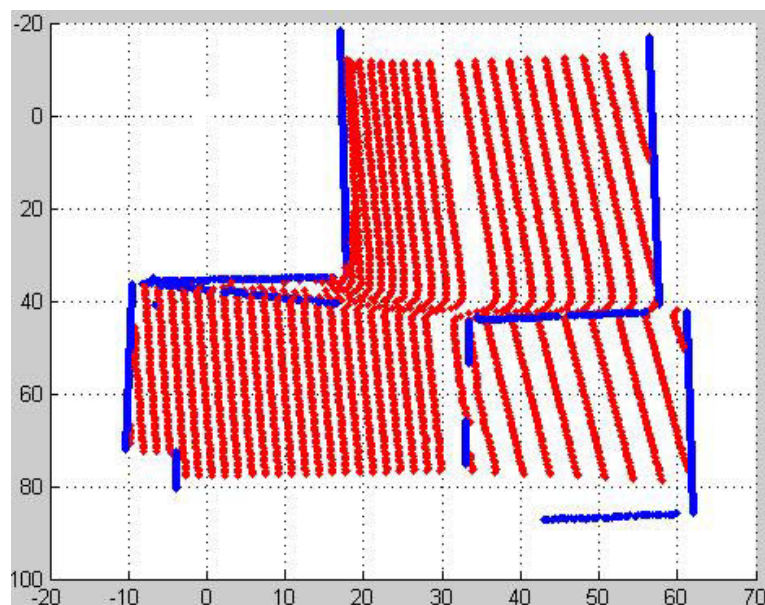


FIGURE 4.16 — Exemple de reconstruction 3D enrichie, après fusion de données, en utilisant, ici, la première approche.

En vue de ces comparaisons, nous avons défini les trois critères d'évaluation suivants :

1. Critère 1 : distance moyenne, après fusion de données, entre les points 3D de la lumière structurée et leurs plans de référence, estimés à partir des points 3D stéréoscopique, utilisés pour le recalage (ici les plans P1, P2 et P3, voir figure 2.2). Ce critère d'évaluation est celui utilisé pour évaluer individuellement les trois méthodes (équation 4.21).
2. Critère 2 : distance moyenne, après fusion des données, entre les points 3D de la lumière structurée caractérisant les contours des plans de référence et les points 3D de contour stéréovision correspondants. Pour la comparaison entre les méthodes, nous avons considéré deux régions d'intérêt (voir la figure 4.17) dans lesquelles les points sont sélectionnés pour le calcul des paramètres de la transformation. Ces régions étant définies selon la méthode décrite dans la section 4.6.1. Ce critère 2 est basé sur le calcul de la distance moyenne entre les points de la lumière structurée après recalage et leurs projections orthogonales sur droites 3D correspondantes.
3. Critère 3 : temps d'exécution des trois méthodes, considéré comme un troisième critère d'évaluation.

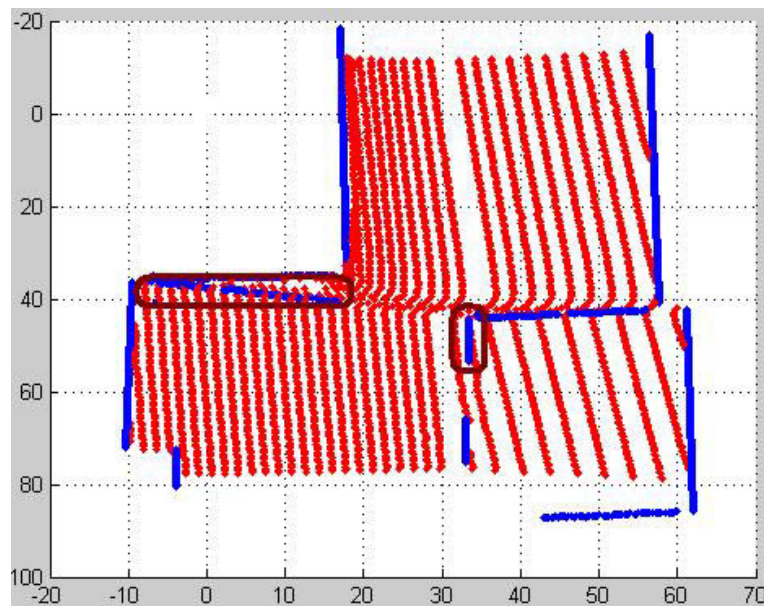


FIGURE 4.17 — Exemple de reconstruction 3D enrichie, après fusion de données, et définition des régions d'intérêt (zones entourées en marron) utilisées pour l'évaluation du critère 2.

4.7.2 Synthèse des résultats expérimentaux

Les résultats de la comparaison sont donnés dans les figures 4.18 à 4.20 qui montrent, pour les trois méthodes proposées, les histogrammes des erreurs de distance pour les

points de mesures 3D obtenus à partir du système à lumière structurée, après le recalage de leurs plans correspondants. Ces histogrammes permettent de visualiser la distribution des points de mesures 3D de la lumière structurée autour de leurs plans associés estimés à partir des données stéréoscopiques. Idéalement, les points doivent être centrés sur leurs plans correspondants.

Nous pouvons observer que les points, après la fusion, sont centrés autour du plan P1 pour les trois méthodes proposées. Plus particulièrement, la seconde approche conduit clairement à des points parfaitement centrés sur le plan. Cette même approche permet aussi d'obtenir des points proches et parfaitement centrés sur le plan P2. Cependant, pour les deux autres méthodes, les points sont situés d'un seul côté des plans, avec une distance maximale au plan ne dépassant pas 0,65 mm. Enfin, les points sont centrés sur le plan P3 pour les méthodes 1 et 2. Dans l'approche 3, l'ensemble des points se positionnent à une distance significative du plan et sont situés d'un même côté du plan, comme illustré sur la figure 4.20 (c). En conclusion partielle, la méthode 2 semble donner le meilleur comportement attendu.

Distances / Méthode	Méthode 1	Méthode 2	Méthode 3
Distance moyenne au plan P1 (en <i>mm</i>)	0.37	0.22	0.38
Distance moyenne au plan P2 (en <i>mm</i>)	0.35	0.11	0.41
Distance moyenne au plan P3 (en <i>mm</i>)	0.21	0.11	0.34

TABLE 4.4 — Tableau résumé des distances moyennes des points de mesures lumière structurée à leurs plans de référence après application des trois méthodes.

Les résultats expérimentaux portant sur les distances moyennes aux plans de référence sont résumées dans le tableau 4.4 (Tableau regroupant les tableaux 4.1, 4.2 et 4.3). Les résultats montrent également que la distance moyenne des points de mesures de la lumière structurée aux plans de référence est beaucoup plus petite avec la méthode 2 qu'avec les méthodes 1 ou 3.

Les résultats concernant le plan P1 sont particulièrement représentatifs, en raison du nombre élevé de points disponibles pour ce plan. Le comportement observé pour la méthode 2 peut être facilement interprété. En effet, le premier critère d'évaluation utilisé dans nos comparaisons est identique à celui utilisé dans la fonction de coût à optimiser dans la méthode 2. Les méthodes 1 et 3, quant à elles, montrent pratiquement la même précision, à l'exception du plan P3 pour lequel la méthode 3 est moins précise. Cela peut s'expliquer par le faible nombre de points communs associés au plan P3 lors de l'application de la méthode 3. En conclusion partielle, la comparaison est à nouveau en faveur de la méthode 2.

Les résultats pour le deuxième et le troisième critère d'évaluation sont résumés dans le tableau 4.5. Nous rappelons que, pour le critère 2, nous calculons les distances moyennes entre les points de mesure de la lumière structurée, caractérisant les deux bords dans les régions d'intérêt (voir figure 4.17), et des lignes droites 3D modélisées à partir des points de contour 3D correspondants. Les résultats obtenus montrent une grande précision pour la méthode 3. Ce résultat peut encore s'expliquer par le fait

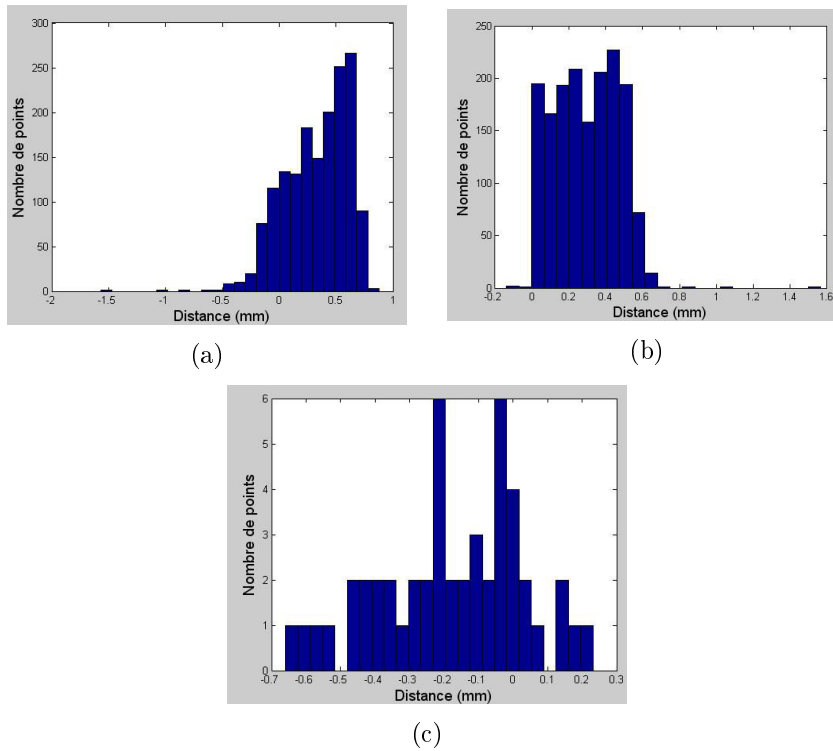


FIGURE 4.18 — Histogrammes des erreurs de distance des points de contour recalés aux plans définis à l’aide des points lumière structurée en se basant sur les paramètres estimés par la première approche de fusion proposée. (a) Erreur des points au plan P1, (b) erreur des points au plan P2, (c) erreur des points au plan P3.

	Méthode 1	Méthode 2	Méthode 3
Distance moyenne à la droite 3D 1 (en <i>mm</i>)	0.45	0.70	0.33
Distance moyenne à la droite 3D 2 (en <i>mm</i>)	0.19	0.65	0.16
Temps d’exécution (en seconde)	18.21	16.56	0.80

TABLE 4.5 — Tableau résumé des distances moyennes des points de mesure aux droites 3D correspondantes et des temps d’exécution pour les trois approches de fusion.

que le critère d’optimisation utilisé pour la méthode 3 est très semblable au critère de comparaison. En outre, la première méthode montre des résultats relativement satisfaisants pour le deuxième critère d’évaluation, la distance moyenne calculée étant proche de celle obtenue avec la méthode 3. La méthode 2 donne des résultats passables, comparée aux deux autres approches. On peut expliquer cette observation par le fait que les contours utilisés dans les critères d’évaluation ne représentent pas nécessairement les plans utilisés pour la détermination des paramètres de la transformation par la méthode 2. En d’autres termes, les plans définis ne passent pas nécessairement par tous les contours, et cela est particulièrement le cas pour les contours horizontaux. En conséquence, la plus grande erreur observée pour la reconstruction 3D de points appartenant à des contours horizontaux affecte notablement l’estimation des équations

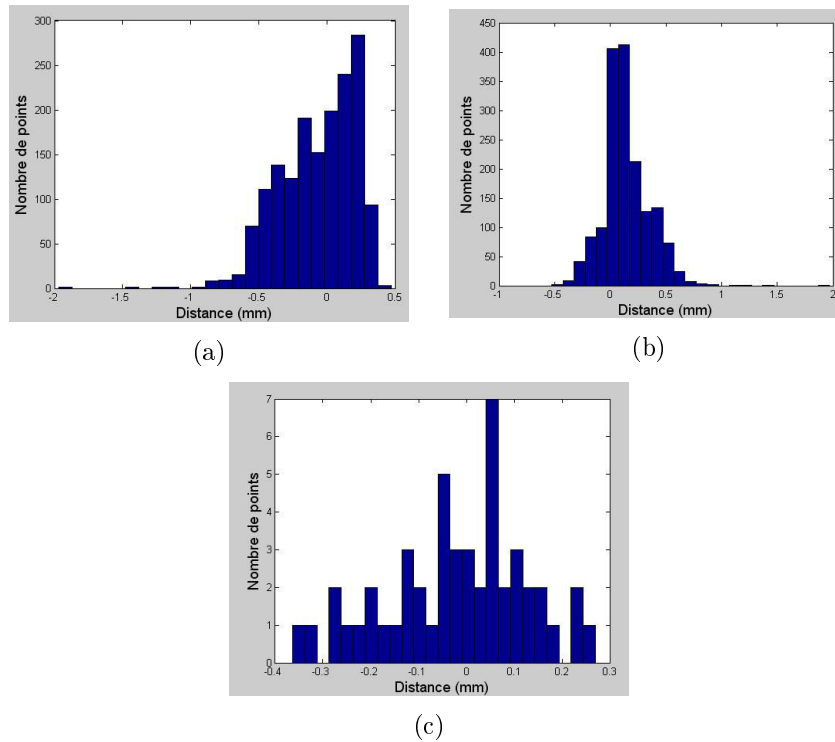


FIGURE 4.19 — Histogrammes des erreurs de distances des points lumière structurée recalés aux plans définis à l'aide des points de contours en se basant sur les paramètres estimés par la deuxième approche de fusion proposée. (a) Erreur des points au plan P1, (b) erreur des points au plan P2, (c) erreur des points au plan P3.

des plans. En outre, la procédure d'estimation dans la méthode 2 prend en compte des distances par rapport à des plans, et non pas par rapport à des contours.

En termes de temps d'exécution, la méthode 3 est environ 20 (respectivement 22) fois plus rapide que la méthode 1 (respectivement 2). Les résultats sont donnés dans la troisième ligne du tableau 4.5 et sont clairement en faveur de la méthode 3.

4.7.3 Analyse critique des approches de fusion proposées

Les méthodes proposées pour la fusion de données sont basées sur l'utilisation d'une information de référence (ici des plans, des contours, des points 3D) extraite des deux ensembles de données complémentaires, qui caractérisent une partie spécifique de l'objet quasi-polyédrique. Les approches 1 et 2 proposées sont plus particulièrement adaptées aux objets polyédriques, pour lesquels l'existence d'au moins une partie de la pièce consistant en trois plans adjacents est indispensable. Enfin, ces deux approches de fusion ont fait leurs preuves, même dans le cas où le nombre de points pour l'ensemble de données stéréovision est très faible, comparé au nombre de points de données lumière structurée. Cependant, la précision des deux méthodes proposées dépend fortement de la précision des valeurs des paramètres du capteur et des données 3D initiale-

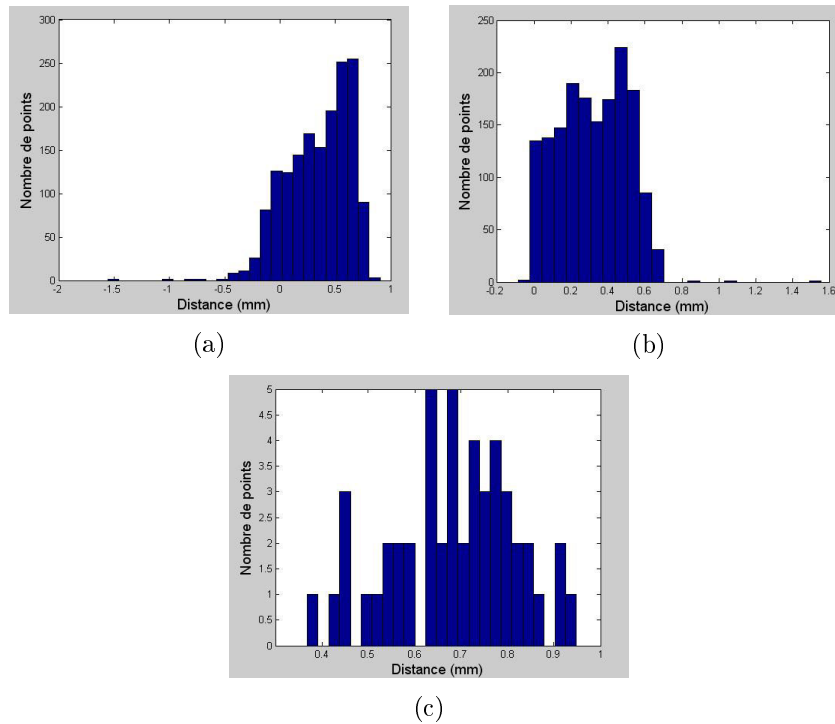


FIGURE 4.20 — Histogrammes des erreurs de distances des points lumière structurée recalés aux plans définis à l’aide des points de contours en se basant sur les paramètres estimés par la troisième approche de fusion proposée. (a) Erreur des points au plan P1, (b) erreur des points au plan P2, (c) erreur des points au plan P3.

ment utilisées. Plus précisément, les plus grandes erreurs observées pour les points 3D reconstruits, appartenant souvent à des contours horizontaux, affectent notablement l’estimation des paramètres des plans. Ce qui affecte par conséquent de manière significative l’estimation de la transformation qui associe les deux ensembles de points. La méthode 3 impose par ailleurs moins de contraintes relatives à la géométrie de la pièce usinée, mais au prix toutefois d’une précision réduite. En outre, le temps d’exécution de l’algorithme de la méthode 3 est très faible, comparé aux deux autres méthodes. Cependant, la précision reste encore tout à fait comparable aux deux autres approches. Enfin, la précision de la troisième approche dépend étroitement de la précision de détection des points de contours et des points de surface caractérisant l’intersection entre les surfaces constituant notre objet. En effet, les points de contour mal reconstruits peuvent effectivement influencer négativement l’estimation des paramètres modélisant les droites 3D. De plus, les points de surface sélectionnés peuvent affecter notablement l’estimation des paramètres de la transformation s’ils sont mal reconstruits. Bien que cette méthode s’adresse à l’analyse d’objets ayant une forme quelconque, elle dépend des caractéristiques géométriques de la pièce. La précision de cette dernière méthode dépend également de la qualité des paramètres des capteurs et des données 3D initialement utilisées. En outre, la difficulté majeure de la méthode 3 réside dans l’obtention d’un nombre suffisant de points 3D communs aux deux ensembles de données afin d’atteindre une précision raisonnable. En conclusion, le choix de la méthode de fusion de

données sera principalement basé sur la géométrie de la pièce à évaluer.

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit un système de vision pour l'évaluation quantitative 3D de pièces quasi-polyédrique comprenant des surfaces de forme libre. Ceci est réalisé en faisant appel à des méthodes de fusion de données efficaces et précises pour les ensembles de points de mesure 3D reconstruits à partir d'images acquises avec un dispositif multi-capteurs, à savoir une tête de mesure stéréoscopique et une tête à lumière structurée. L'utilisation d'une telle combinaison de capteurs est une solution encourageante, conduisant à une description enrichie de l'objet à évaluer. En général, l'information disponible dans les vues 3D simples ne suffit à remplir les objectifs de certaines applications de la vision par ordinateur. Il est donc souvent nécessaire de combiner des données provenant de différents systèmes d'acquisition. Dans cet objectif, nous avons proposé des approches prometteuses combinant deux types de représentations d'objets, à savoir des caractéristiques géométriques (contours d'objet) basées sur la vision stéréoscopique et des données de surface faisant appel à une technique de lumière structurée. La combinaison de ces types de données améliore la qualité et l'exhaustivité de la reconstruction d'objets 3D et rend la procédure d'évaluation dimensionnelle beaucoup plus significative et fiable. En conséquence, la fusion de données stéréoscopique et de celles de la lumière structurée est une solution alternative au problème de la reconstruction d'un modèle physique. À partir des deux jeux de données décrivant l'objet, obtenus après traitement des images acquises à l'aide de systèmes stéréoscopiques et de systèmes basés sur la lumière structurée, des sous-ensembles de données sont extraits, décrivant certaines parties de l'objet (trois plans pour les méthodes 1 et 2, deux contours pour la méthode 3). Après avoir déterminé les paramètres de ces primitives géométriques, nous avons pu déterminer les transformations reliant ces primitives géométriques, en faisant appel à des méthodes d'optimisation permettant la minimisation d'une fonction de coût adaptée à chacune des méthodes. Enfin, la transformation estimée avec chaque méthode est appliquée à l'ensemble des données. Ceci conduit à une description de l'objet exprimé dans un cadre de référence unique, en construisant ce que nous appelons «l'empreinte numérique réaliste de l'objet». En outre, deux des méthodes proposées de fusion de données sont bien adaptées aux pièces ayant au moins une partie constituée de plans adjacents, définissant un repère de référence euclidien. C'est très souvent le cas pour les pièces fabriquées, pour lesquelles les résultats de nos méthodes peuvent en outre être utilisés pour effectuer des tâches de contrôle de qualité.

Pour être en mesure de développer un système cognitif de vision, avec pour objectif la simplification de l'application des approches de fusion de données proposées dans ce travail de thèse, notre choix s'est porté sur l'utilisation d'un outil de planification bien adapté, dans notre cas les arbres de graphes de situation (Situation Graph Trees en anglais). Ces graphes permettent d'appliquer de manière optimale les approches de fusion développées en vue d'une évaluation dimensionnelle automatique et précise des

objets. L'étude et le développement de la plate forme autorisant cette automatisation reposant sur les graphes de situation fait l'objet du chapitre suivant.

Chapitre

5

Développement et mise en place d'un système automatisé d'évaluation dimensionnelle

5.1 Introduction

L'évaluation dimensionnelle des pièces manufacturées, pour être significativement applicable en vue, par exemple, d'un contrôle qualité, nécessite le développement d'un système complet automatisé capable de faire coopérer un ensemble de procédures complexes allant de l'acquisition des données, leur analyse et interprétation jusqu'à leur comparaison avec un modèle de référence. Le système que nous proposons est composé de deux modules principaux. Le premier utilise les arbres de graphes de situations (SGT pour *Situation Graph Trees*, en anglais) pour contrôler en ligne le comportement des différents capteurs mis en œuvre (capteur stéréoscopique, capteur lumière structurée) afin de réaliser l'ensemble des opérations d'acquisition, d'analyse et de reconstruction 3D partielles planifiées *a priori*. Le deuxième module, appelé HTN (pour *Hierarchical Task Network* en anglais), a pour double rôle la gestion des séquences d'acquisition des images et la combinaison des données 3D fournies par chaque chaîne de traitement, en faisant appel aux approches de fusion développées dans le chapitre précédent (voir figure 5.1).

L'arbre de graphes de situations que nous avons développé permet non seulement de combiner l'ensemble des outils techniques développés dans les chapitres précédents, mais il est aussi capable de gérer l'ensemble des processus spécifiés dans le graphe de situations en fonction de paramètres déterminés *a priori* (pendant une phase de planification hors ligne). Dans ce contexte, l'interprétation des images, reposant dans notre cas sur une comparaison des données réelles de l'objet avec des données conceptuelles liées au modèle de l'objet (données CAO), est également directement à la charge de notre système de contrôle. Son objectif est de vérifier la conformité ou non d'un objet usiné. Le système de contrôle possède en outre une aptitude d'adaptation dynamique face aux problèmes imprévus pouvant survenir lors de l'acquisition ou de l'interprétation des résultats.

En effet, les graphes de situations définissent non seulement les séquences et les règles selon lesquelles le processus de reconstruction doit se dérouler, mais ils autorisent également une replanification de la chaîne de traitements en fonction des résultats effectivement obtenus (capacité d'auto-apprentissage), en ajustant, si nécessaire, les valeurs des paramètres fixées *a priori*. Ainsi, le graphe de situations est un outil générique qui permet de modéliser le comportement d'un agent (dans notre cas, l'agent est une tête de mesure) par une suite de situations dans lesquelles l'agent peut se trouver. Le graphe de situations se comporte ensuite de façon identique pour chaque agent, mais en parcourant un ensemble de situations possibles propres à chaque agent. Dans notre cas, le SGT permet d'élaborer une reconstruction 3D partielle relative à l'agent spécifié, i. e. une de nos deux têtes de mesure. La reconstruction complète et enrichie est enfin obtenue grâce à la mise en place d'un réseau hiérarchique de tâches (HTN), permettant de faire coopérer les deux têtes de mesures en vue d'une fusion de leurs résultats de reconstruction. L'automatisation complète de notre système de contrôle s'articule ainsi principalement autour de la mise en place d'une plate-forme associant nos deux modules, avec un protocole TCP/IP intégré au système de contrôle basé sur

les graphes de situations pour permettre la liaison avec le réseau hiérarchique de tâches.

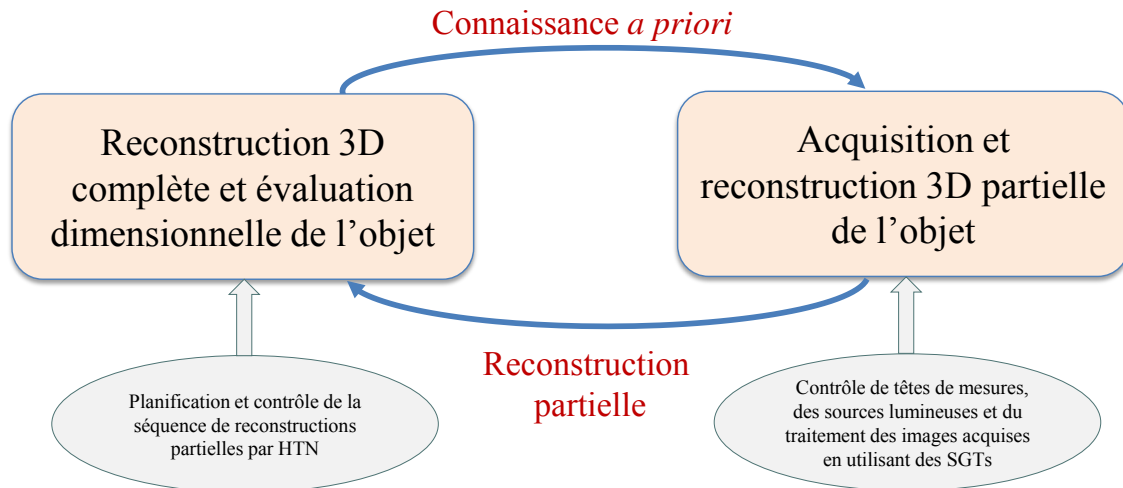


FIGURE 5.1 — Vue globale du système de contrôle d'une évaluation dimensionnelle par vision.

Dans un second temps, nous décrivons la plate-forme automatisée mise en place pour piloter les deux têtes de mesures utilisées pour notre évaluation dimensionnelle en vue d'un contrôle qualité. Nous présentons ensuite le fonctionnement du système, contrôlé par les SGTs, pour l'analyse de surface faisant appel à la technique de lumière structurée. De même, la reconstruction 3D partielle de contours réalisée avec la tête de mesure stéréoscopique est détaillée par la suite.

Enfin, nous illustrons la mise en œuvre des principes de mesure développés dans cette thèse en décrivant le graphe de situations complet développé et spécifiquement dédié à la reconstruction complète de l'objet, en incluant une présentation des règles de décision permettant la mise en place du concept de replanification dynamique.

5.2 Graphes de situations et contexte d'utilisation

Dans le but d'une automatisation complète de la chaîne de reconstruction, nous avons choisi d'utiliser les SGTs (Situation Graph Trees), afin d'être capable de planifier, d'exécuter et de contrôler l'ensemble des opérations de traitement (acquisition, traitement, reconstruction, recalage) conduisant à une reconstruction tridimensionnelle complète d'un objet par le biais d'un système de vision composé de deux capteurs, à savoir un capteur stéréoscopique et un capteur à lumière structurée.

5.2.1 Graphe de situation

Les arbres de graphes de situations (SGT) ont été introduits initialement pour la construction automatique d'une description textuelle à partir de l'analyse d'une séquence vidéo ou, à l'inverse, pour la création d'une vidéo à partir d'un contenu textuel [AN02, AN03]. Les SGTs forment ainsi un formalisme de représentation, par arbres et graphique, d'un processus en décrivant l'ensemble du comportement d'un agent, agissant dans ce processus, par une suite de situations dans lesquelles l'agent est susceptible de se trouver. Nous avons adapté ce formalisme pour notre application, pour disposer d'une capacité à modéliser le comportement d'une tête de mesure et à être capable d'en contrôler le bon usage. L'agent, dans notre cas, est ainsi une tête de mesure. L'arbre de graphes de situations est ensuite représenté sous la forme d'un graphe décrivant l'ensemble des comportements possibles de la tête dans notre cas.

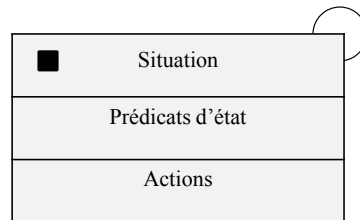


FIGURE 5.2 — Élément de base d'un graphe de situations : le schéma de situation.

Un schéma de situation est constitué de deux éléments de base. Un ensemble de prédicats d'état (« State Scheme ») décrit la situation, c'est-à-dire l'état de l'agent, à l'aide d'expressions impliquant des valeurs logiques (binaire ou flou). Il lui est associé un schéma d'action (« Action Scheme ») qui décrit les actions qui doivent être exécutées par l'agent si les conditions décrites par les prédicats d'état sont vérifiées. Ainsi, si l'ensemble des prédicats d'état est satisfait, l'agent instancie le schéma de situation correspondant et toutes les actions associées sont exécutées (Voir figure 5.2). Un arbre de graphes de situations est ensuite construit en chaînant un ensemble de schémas de situation. Les schémas sont ainsi connectés entre eux, modélisant de cette manière le comportement de l'agent. Dans le graphe, une situation est définie comme étant la situation de début de l'application, une autre (voire plusieurs en fonction du parcours du graphe) comme une situation de fin. Les schémas de situation d'un graphe sont reliés entre eux par un lien de prédiction orienté (en anglais, « Prediction Edges »). La connexion d'un ensemble de schémas de situation forme ensuite ce que l'on appelle un graphe de situations [Nag99] (en anglais, « Situation Graph ») (voir figure 5.3).

Une séquence de situations est alors définie par le parcours dans le graphe d'une suite de situations liées par des liens de prédiction, en partant d'une situation de début pour terminer avec une situation de fin. Plusieurs séquences de situations sont ainsi possibles. On peut affiner un schéma de situation en le connectant à un ou plusieurs

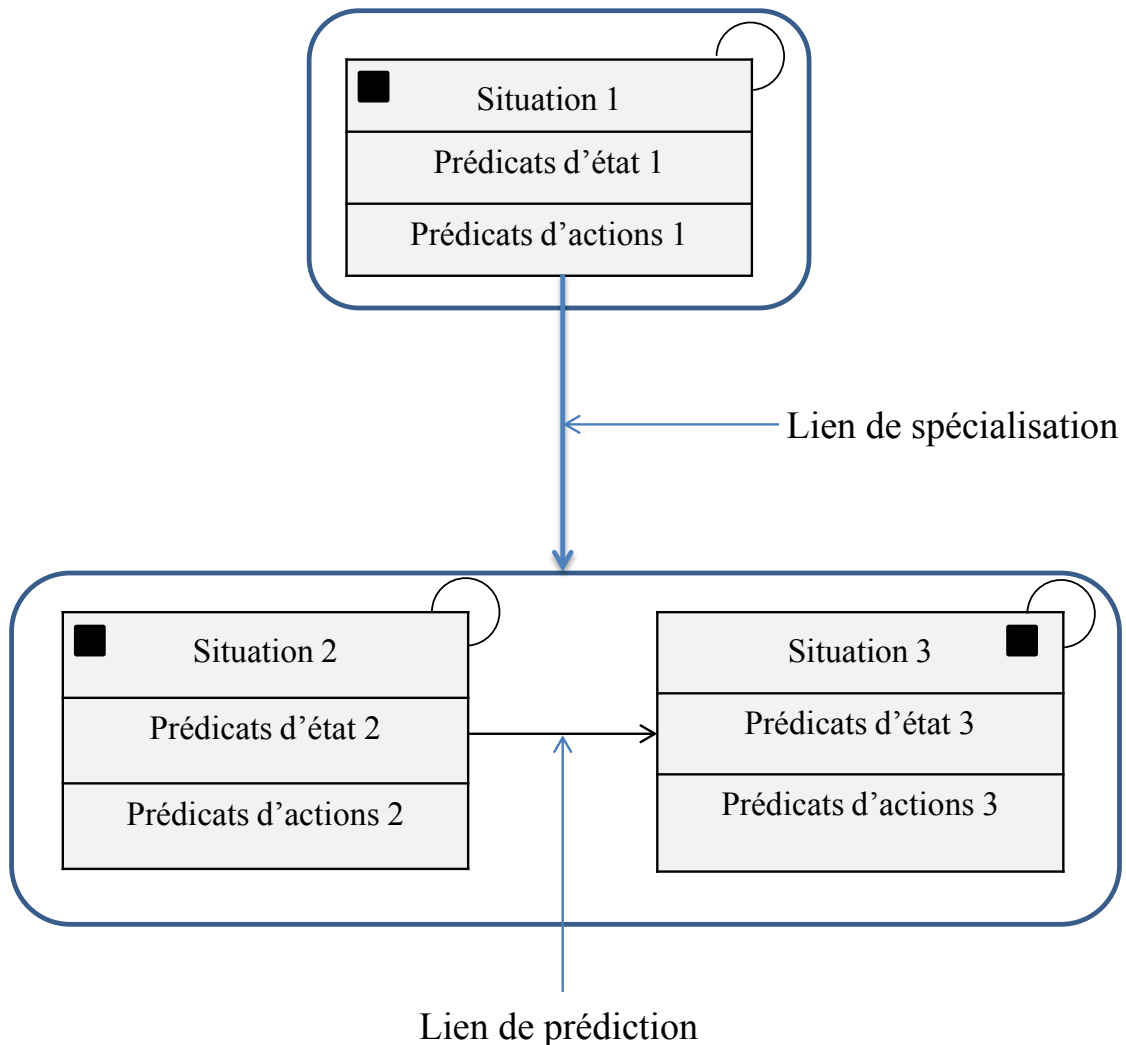


FIGURE 5.3 — Un SGT est constitué de schémas de situation. La situation 1 est spécialisée par la situation 2 chaînée à la situation 3. Le carré noir désigne la situation de début du graphe s'il est situé en haut à gauche et la situation de fin s'il est situé en haut à droite. L'arc en haut à droite désigne un lien d'auto-prédiction (après exécution des actions, la situation peut être instanciée à nouveau).

(sous)-graphes de situations par le biais d'un lien de spécialisation (voir figure 5.3). Un tel ensemble de schémas de situation connecté récursivement à un ensemble de graphes de situations forme ainsi l'arbre de graphes de situations (*Situation Graph Trees*).

5.2.2 Parcours d'un SGT et contexte d'utilisation

Les arbres de graphes de situations ont été adaptés par notre équipe pour prendre en charge des applications portant sur l'évaluation dimensionnelle. Chaque situation dans le SGT représente une étape bien définie du traitement de l'image conduisant à la reconstruction partielle 3D. Les résultats obtenus à la suite de l'instanciation des actions

d'une situation donnée peuvent provoquer un changement de valeur des prédicats d'état correspondant à d'autres situations. Le parcours d'un graphe conduit ainsi à plusieurs séquences possibles de situations pendant le déroulement de l'application, en fonction des conditions réelles d'exécution. Ce mécanisme sera mis à profit pour mettre en place un mécanisme d'auto-apprentissage, conduisant à une capacité d'auto-adaptation.

Dans notre application, le SGT est composé d'un ensemble de schémas de situation décrivant toutes les opérations nécessaires et à réaliser par une tête de mesure.

Un parcours du SGT consiste à définir la séquence de situations dans lesquelles un agent peut se trouver. Si ces situations sont effectivement amenées à être instanciées, les actions correspondantes seront réalisées. Lors du parcours du graphe, les schémas de situation sont ainsi instanciés successivement, un schéma de situation n'étant instancié qu'à la condition que ses prédicats d'état soient vérifiés. Le schéma de situation qui va être actif, s'il est connecté à un schéma de situation couramment actif, ne sera instancié que si l'ensemble des actions du schéma en cours ont été exécuté avec succès. Ainsi, le parcours du SGT est contrôlé par les résultats de l'évaluation des prédicats d'état. Les valeurs des prédicats d'état peuvent être modifiées en fonction du parcours du graphe et en fonction des résultats des actions exécutées par d'autres schémas de situation. En effet, lors du déroulement du SGT, l'information circulant dans le graphe est souvent formée des paramètres d'entrée permettant l'activation d'une situation et/ou des résultats d'exécution des actions de la situation couramment instanciée. Ces paramètres d'entrée, qui peuvent aussi être des résultats d'actions liées à la situation en cours, sont susceptibles de modifier les valeurs de prédicats d'état, ce qui conduira par la suite à instancier la situation dont les prédicats d'état sont tous vérifiés. À titre d'exemple, après exécution des actions des situations correspondantes, on peut être amené à récupérer les images acquises ou le résultat d'un traitement. Cela permet, après évaluation des données récupérées, de modifier des paramètres de certains prédicats du SGT, conduisant ainsi à instancier une nouvelle situation du SGT, celle dont les prédicats sont vérifiés. Pour être capable d'instancier une situation particulière, il est parfois nécessaire d'ajuster la valeur fixée *a priori* de paramètres liés à un traitement particulier, si l'on n'atteint pas les valeurs désirées pour les figures de mérite prédéfinies et nécessaires pour valider les prédicats de la situation à instancier. Par exemple, à la suite d'un échec de segmentation d'une image, le SGT est capable de corriger le mode opératoire de la procédure de traitement, de manière automatique, en ajustant les paramètres de la procédure en fonctions des conditions réelles de prise de vue (ajustement des conditions d'illumination, changement de position du capteur). Notre SGT dispose ainsi de fait d'une capacité d'adaptation dynamique de son comportement, en fonction des résultats effectifs obtenus pour les différentes opérations de traitements.

L'utilisation des SGTs, que nous venons d'évoquer, améliorée en incluant des mécanismes d'auto-adaptation, est bien adaptée à notre application d'évaluation dimensionnelle de pièces industrielles et repose sur la planification fine d'une séquence de reconstructions 3D de la pièce à évaluer. Le système de planification développé est ainsi composé de deux graphes de situations. Le premier est un SGT modélisant le comportement de la tête de mesure stéréoscopique, tandis que le second contrôle la

tête de mesure à lumière structurée. La coopération entre les deux graphes est assurée par ce qu'on appelle un réseau de tâches hiérarchiques (HTN).

5.2.3 Réseaux hiérarchiques de tâches (HTN)

C'est un formalisme utilisé dans la planification d'applications telles que, par exemple, la construction de plates-formes spatiales ou des opérations de planification militaire, ou, comme ici, l'analyse multi-images. L'utilisation des réseaux hiérarchiques des tâches a pour but essentiel de simplifier la planification d'applications complexes. Mali et al [MK98] expliquent dans leur étude sur la planification que les réseaux hiérarchiques des tâches fournissent la solution désirée d'une manière implicite. Ces auteurs ont défini les HTNs comme un sur-ensemble de systèmes de planification orientés « actions », dans lequel les tâches abstraites et leurs schémas de réduction associés sont exprimés. Les schémas de réduction sont définis comme étant des chemins formés d'une suite de tâches non primitives dans le réseau hiérarchique de tâches. Les tâches d'une action planifiée sont ainsi représentées par un schéma de réduction. Le fait de décrire des actions non primitives par une suite d'actions primitives est en outre une excellente simplification pour la planification. Les tâches primitives sont associées à des actions simples et réalisées en exécutant ces actions simples, tandis qu'une tâche non primitive est exécutée en parcourant un chemin dans le réseau de tâches. Un exemple de réseau de tâches utilisant des chemins de réduction est illustré dans la figure 5.4.

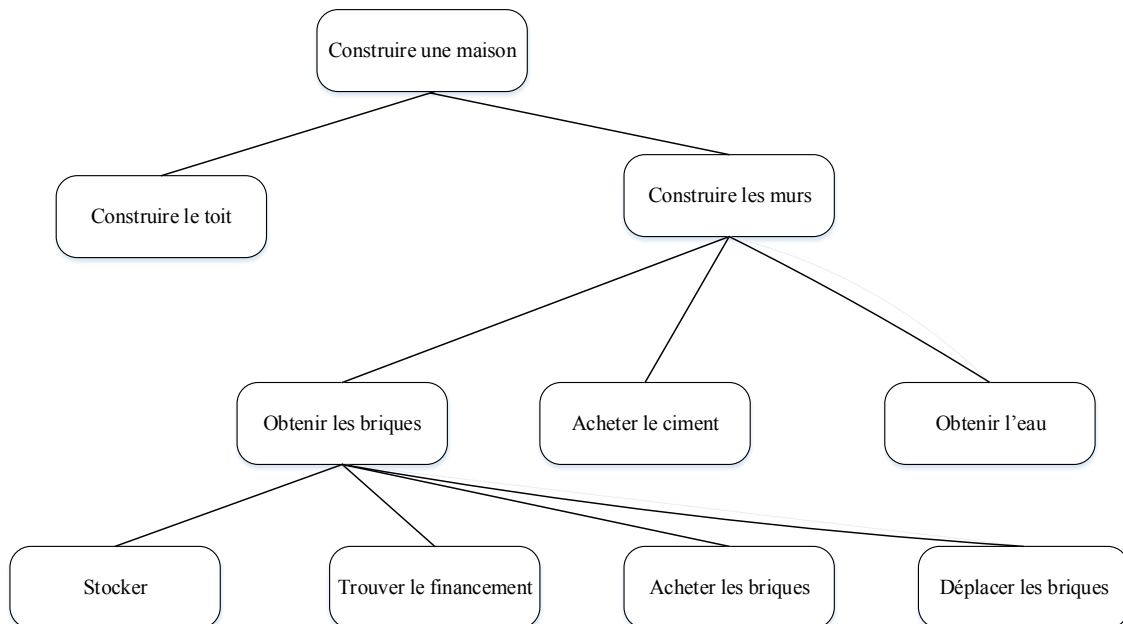


FIGURE 5.4 — Exemple de réseau de tâches hiérarchiques pour la construction d'une maison (exemple extrait de Amol-98 [Red05]).

Un HTN est utilisé dans notre cas pour gérer les deux systèmes de mesure mis en place, pour assurer la synchronisation de ces derniers et pour la mise en œuvre

des méthodes de fusion de données 3D résultant de l'exécution des deux graphes de situations. Le HTN est capable de ce fait de contrôler les têtes de mesure stéréovision et lumière structurée, de piloter les reconstructions partielles et de contrôler le processus de recalage des reconstructions partielles, résultats des chaînes de traitements pour les séquences d'images acquises. Ainsi, le graphe de contrôle HTN prend en charge la coopération des deux approches de mesure utilisées dans ce travail, en spécifiant la séquence d'acquisitions à réaliser. Le réseau hiérarchique de tâches permet la mise en œuvre d'une méthodologie de contrôle pour l'utilisation simultanée des deux systèmes de vision, à savoir la stéréovision et la lumière structurée dont les comportements sont modélisés par un SGT.

5.3 Mise en place d'une plate-forme de contrôle automatisé

Le but de ma thèse est de concevoir et de mettre en place partiellement un outil interactif de planification en vue d'une reconstruction complète et automatique d'objets manufacturés quasi-polyédriques. C'est la raison pour laquelle, nous avons conçu et mis en place une plate-forme Client/Serveur pour le développement de notre système de planification automatique d'une reconstruction. Ce type de plates-formes répond bien à nos attentes, en permettant le transfert de données liées aux prédicats d'état et aux prédicats d'action associés aux situations du SGT décrivant le déroulement du processus de reconstruction, et en permettant également l'échange des résultats des traitements des images acquises. Ces transferts et échanges impliquent plusieurs ordinateurs, constituant la plate-forme expérimentale, et sont gérés par nos graphes de situations. Ces derniers sont implantés sur l'un des ordinateurs de la plate-forme, mais font systématiquement appel à une station CAO et/ou une station de travail pour la prise de décision.

Notre plate-forme est ainsi constituée d'un poste de contrôle qui envoie les requêtes, sous forme de sockets TCP/IP, au poste de traitements qui pilote à son tour le banc de mesure qui regroupe l'ensemble du matériel nécessaire à notre application (caméras, projecteur de lumière structurée, éclairage du capteur stéréoscopique, table de translation). Toutes les commandes transmises correspondent à des actions prévues par notre système de planification décrivant la suite séquentielle des opérations à effectuer. Une commande prend la forme d'une chaîne de caractères qui sera par la suite analysée par un programme spécifique pour déterminer l'action à réaliser (voir figure 5.5). Le dispositif de planification étant implanté dans le poste de contrôle, tous les résultats des traitements, qui se déroulent sur le poste de traitements, sont transférés au poste de contrôle via des sockets TCP/IP. Les résultats retournés, quant à eux, peuvent bien évidemment modifier des prédicats d'état et, par conséquent, modifier le parcours effectif du graphe. Ce dernier fait systématiquement appel à une station CAO en cours de traitement et à la fin de la séquence d'opérations pour les prises de décision.

La chaîne de contrôle que nous avons développée est construite autour d'un ensemble

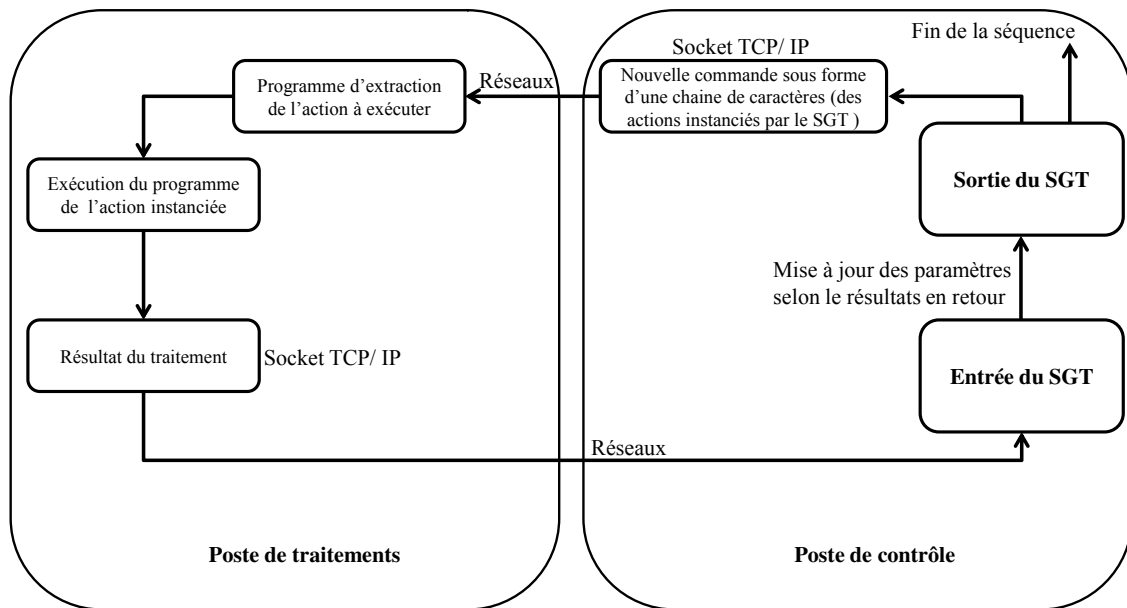


FIGURE 5.5 — Protocole de communication entre le poste de contrôle et le poste de traitements lors de l'exécution d'une séquence automatisée de reconstructions.

de composants :

- la plateforme Client/Serveur, qui permet l'automatisation du processus de reconstruction 3D,
- les arbres de graphes de situations, configurés et utilisés correctement, pour assurer le déroulement automatique des opérations et le caractère auto-adaptatif de notre application,
- une station CAO mettant à disposition les connaissances *a priori* (notamment les images de synthèse du modèle CAO de la pièce (voir figure 5.6 pour les détails).

L'un des objectifs de la thèse porte sur l'automatisation complète du processus de reconstruction 3D des objets. Il s'est ainsi avéré nécessaire de développer des programmes spécifiques permettant le pilotage de l'ensemble des matériels constituant notre banc expérimental. Ces programmes sont appelés à partir de nos arbres de graphes de situations et font partie intégrante de notre plateforme Client/Serveur. C'est de cette manière que nous avons pu mettre en place un système d'évaluation dimensionnelle de pièces manufacturées prenant en charge l'analyse automatique des pièces sans intervention d'un intervenant extérieur.

Après avoir mis en place l'ensemble des outils, sur lesquels notre chaîne d'évaluation de pièces repose, nous avons été en mesure de développer et mettre en œuvre un SGT contrôlant la tête de mesure stéréoscopique et un autre contrôlant la tête de mesure lumière structurée. Ceux-ci prennent en charge l'exécution d'une collection de tâches spécifiées *a priori*, mais dispose de la capacité d'adapter les traitements planifiés en fonction des conditions réelles d'acquisition (position de l'objet par rapport aux capteurs et aux sources d'illumination, par exemple) et/ou en fonction de résultats

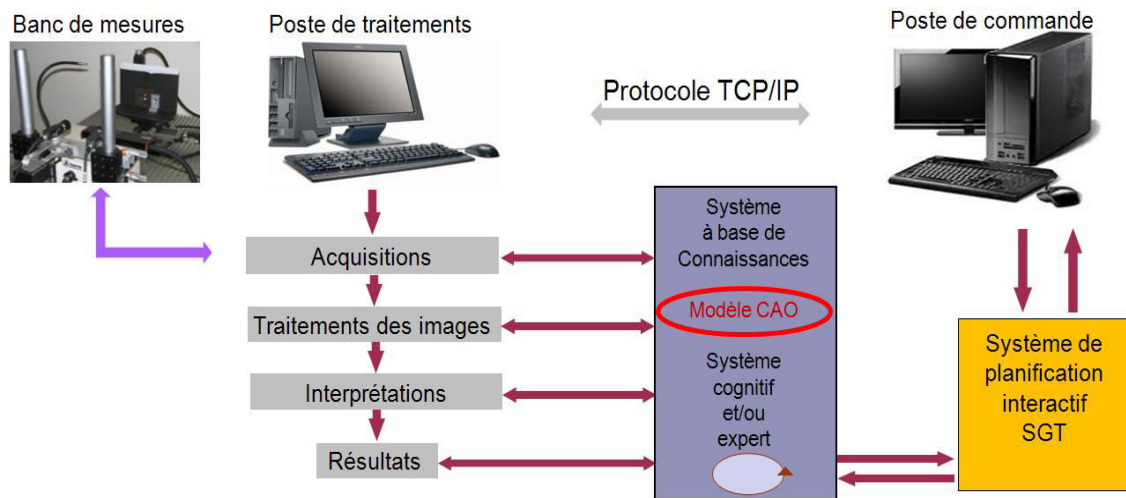


FIGURE 5.6 — Schéma illustrant le principe de la plate-forme permettant d'automatiser le système de reconstruction 3D enrichie.

effectifs des traitements (reconstruction incomplète ou erronée, manque de primitives par rapport à celles du modèle de référence, par exemples).

5.4 Modélisation du comportement de la tête de mesure lumière structurée par les SGTs

Dans l'optique d'automatiser la procédure de reconstruction tridimensionnelle de la surface de l'objet à analyser, nous avons développé un graphe de situations modélisant le comportement de la tête de mesure lumière structurée. Ce graphe de situations prend en charge le bon déroulement de l'ensemble des opérations conduisant à une reconstruction 3D partielle de la surface de l'objet et correspondant à une acquisition. L'ensemble des actions à exécuter est ainsi modélisé par des schémas de situation dont les schémas d'action correspondent aux traitements à réaliser. L'enchaînement des différentes situations permettant d'aboutir à une reconstruction 3D partielle est donné dans la figure 5.7. On peut noter que la conception du graphe est indépendante du type de capteur utilisé et de la nature de la pièce à analyser.

Le SGT mis en place demande, dans son mode de fonctionnement, la vérification d'un ensemble de prédicats d'état liés au type de capteur utilisé, aux valeurs des paramètres des procédures de traitements (paramètres d'étalonnage et de l'espace de mesure, notamment), au modèle de référence (figure de mérite), etc. Le parcours du SGT est aussi susceptible d'être modifié, en fonction des résultats effectifs des procédures de traitements (image de franges segmentées, indexation des franges, ensemble de coordonnées des points 3D calculés, etc.).

En conclusion, la reconstruction 3D partielle de la surface de l'objet, guidée par le SGT, est réalisée en combinant deux classes d'opérations distinctes, à savoir des

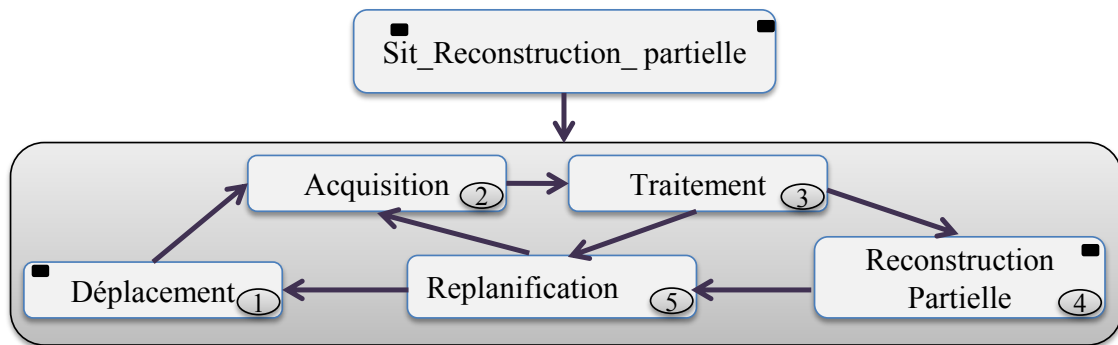


FIGURE 5.7 — SGT développé pour la reconstruction/automatisation d’une reconstruction partielle par lumière structurée.

opérations hors ligne et des opérations en ligne. Les traitements hors ligne sont effectués dans le réseau hiérarchique de tâches et les traitements en ligne sont réalisés lors de l’exécution du SGT (voir figure 5.1).

5.4.1 Traitements réalisés hors ligne

Cette phase hors ligne consiste à estimer les différents paramètres *a priori* nécessaires au bon déroulement de la reconstruction 3D partielle et fait partie de la modélisation. C’est une étape qui permet de prévoir et de définir toutes les situations qu’une tête de mesure peut rencontrer lorsqu’elle est utilisée. Cette phase regroupe un ensemble d’opérations effectuées hors ligne, en particulier l’estimation des paramètres qui serviront essentiellement au calcul de l’information 3D. Ces paramètres, fournis au SGT pour lancer l’exécution des traitements planifiés, sont décrits ci-après.

Paramètres d’étalonnage de la caméra : Cette opération effectuée hors ligne permet de modéliser le comportement du capteur lumière structurée. Elle consiste à étalonner la caméra composant la tête de mesure lumière structurée. Cette opération d’étalonnage fournit les paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra (caméra gauche de la tête de mesure stéréoscopique).

Paramètres d’étalonnage de l’espace de mesure : C’est une procédure essentielle qui consiste à estimer les paramètres de l’espace de mesure dans lequel est placée la pièce à évaluer. Cette étape permet de discrétiser l’espace de mesure, de façon à obtenir une liste faisant correspondre à tout pixel, de coordonnées (u, v) dans l’image et appartenant à la frange d’indice i , un point dans l’espace 3D de coordonnées (X, Y, Z) exprimées dans le repère lié au capteur de la tête de mesure. Cette procédure d’étalonnage est réalisée conjointement à la procédure d’étalonnage de la caméra. L’étalonnage de l’espace de mesure nécessite la connaissance des paramètres du capteur pour générer la liste de correspondances des points 2D et 3D. Ici aussi, les paramètres sont fournis au SGT afin d’assurer le bon fonctionnement des traitements et du calcul de la reconstruction 3D.

Règles de décisions : Pour mettre en place le comportement auto-adaptatif lors de l'exécution de notre SGT, il est indispensable de définir des règles de décision permettant de corriger un traitement éventuellement insatisfaisant. Ces règles sont appliquées dans une situation spécifique du graphe appelée « replanification dynamique », dont l'objet est de modifier le parcours du SGT, pour corriger les résultats incohérents d'un traitement. Les règles de décision développées sont du type *Si/Alors*. Elles servent à améliorer la qualité des traitements. L'objectif principal des règles de décision est d'aider à l'identification des paramètres physiques dont un ajustement de la valeur est nécessaire. Les règles définies dans notre travail sont indiquées ci-après. Soit I_{max} , I_e et I_{min} les paramètres identifiant respectivement une image saturée, équilibrée ou sombre. . Nous avons ensuite défini les règles suivantes :

Règles 1 : Si une primitive n'est pas aperçue et si $I \ll I_e$ "image sombre" (resp. $I \gg I_e$ "image saturée"), alors augmenter (resp. diminuer) l'intensité.

Règle 2 : Si une primitive n'est pas aperçue et si $I_{min} \leq I \leq I_{max}$ "image équilibrée", alors changer la position de la source lumineuse de $pos1$ à $pos2$.

Règle 3 : Si une primitive n'est pas perçue et si $I_{min} \leq I \leq I_{max}$ "image équilibrée", et si la source est en position $pos2$, alors faire un déplacement de la tête de mesure (capteur lumière structurée).

5.4.2 Traitements réalisés en ligne

La mesure de la tête lumière structurée est réalisée par l'enchaînement d'un ensemble de procédures chargées de l'acquisition et de la reconstruction partielle planifiée par le SGT. Ces opérations sont :

- l'acquisition de l'image brute,
- la génération du masque de l'objet,
- la segmentation et la numérotation des franges,
- le calcul des coordonnées 3D des points image en se reposant sur les paramètres du capteur ainsi que sur les paramètres d'étalonnage de l'espace de mesure réalisés hors ligne.

Le SGT mis en place pour modéliser le comportement de la tête de mesure lumière structurée est comparable à celui développé par Khemmar [Red05]. Ci-dessous, nous décrivons brièvement les situations spécifiées dans le graphe de situations proposé.

1. **La situation racine :** c'est une situation de début de graphe, dont l'objectif est de s'assurer que l'agent à contrôler correspond bien à la tête de mesure lumière structurée. À sa fin, cette situation fournit une évaluation de déroulement des opérations par une spécification des résultats obtenus. Cette évaluation est transmise au module de contrôle en vue d'une éventuelle correction en cas d'échec du parcours du graphe.
2. **Déplacement :** elle représente une situation de début (caractérisée par un carré noir situé à gauche). Elle contrôle les mouvements de la tête de mesure « lumière

- structurée ». Cette situation permet de fixer la tête de mesure pendant le processus de reconstruction. Cette situation n'a pas besoin d'être spécialisée.
3. **Acquisition** : cette situation a en charge d'acquérir les images (avec et sans franges). La procédure d'acquisition associée fournit donc une image avec franges et une image sans frange permettant de définir le masque de l'objet. La qualité de l'image est vérifiée par ce module avant de lancer le traitement des images. Si la qualité de l'image est jugée insuffisante, un ajustement des paramètres de la source d'illumination est déterminé afin de corriger la qualité globale de l'image. Le parcours normal du graphe est repris bien entendu après validation de la qualité de l'image à la suite d'un ajustement de l'illumination.
 4. **Traitements** : ce module exécute l'ensemble des procédures décrites dans la section 3.4 du chapitre 2. Il s'agit des procédures de génération du masque binaire de l'objet, de segmentation de l'image avec franges, et de l'étiquetage des franges. Après acquisition de l'image de franges, la procédure de génération du masque binaire est lancée afin de permettre la séparation de l'objet du fond de l'image, suivie par la segmentation de l'image de franges. L'étiquetage est effectuée en détectant les franges qui se trouvent à droite et à gauche d'une frange centrale identifiée au préalable. Cela permet de localiser et ainsi d'étiqueter les franges de l'image. En sortie, on récupère une image de franges étiquetées qui servira aux calculs des coordonnées 3D de points liés à l'objet.
 5. **Reconstruction partielle** : elle constitue la situation de fin du graphe (carré noir situé à droite). L'instanciation de cette situation permet de générer le nuage de points 3D à partir des points images 2D. On utilise pour cela les résultats du traitement de la situation précédente en se basant sur les paramètres d'étalonnage estimés *a priori* hors ligne. Ce schéma de situation assure également la comparaison de la reconstruction partielle obtenue avec les données du modèle de référence. Une phase de comparaison entre les points de mesures 3D obtenus et ceux du modèle de référence est réalisée afin de valider les points 3D obtenus. Si les deux jeux de données ne sont pas cohérents, le graphe doit prendre en charge les ajustements des paramètres globaux nécessaires (paramètres d'intensité, positionnement du capteur) en instanciant la situation « replanification_dynamique ».
 6. **Replanification_dynamique** : c'est l'élément du graphe qui a pour rôle de modifier les conditions d'acquisition en ajustant les conditions d'illumination de la scène ou en changeant la position de la tête de mesure. En effet, lors de l'exécution, le SGT est capable d'adapter dynamiquement, si besoin, les paramètres physiques de l'application. En tenant compte des conditions d'acquisition de la prise de vue initiale et des résultats effectifs des procédures de traitement (presque atteints ou non atteints par rapport au modèle de référence), le graphe est amené à ajuster dynamiquement les valeurs de certains paramètres (ajustement de l'intensité d'éclairage, ajustement des paramètres de segmentation) en vue d'une correction de l'anomalie. Les paramètres sont spécifiques aux procédures de traitement et sont associés, le plus souvent, à l'illumination de la scène, au contraste de l'image, à la cohérence de l'étiquetage des franges et à la position de la tête de mesure,

etc. Si ces paramètres ne sont pas optimaux pour l'analyse de l'objet, la situation `replanification_dynamique` ajuste les paramètres des traitements automatiquement en tenant compte des conditions réelles de l'acquisition. Le choix du ou des paramètres physiques à ajuster se base sur l'évaluation non seulement du dernier résultat obtenu mais aussi sur des règles de décisions définies *a priori*. Nous avons défini ci-dessus les règles de décisions. Celles-ci favorisent l'ajustement des paramètres des conditions d'éclairage avant de modifier ceux du capteur. La situation « `replanification_dynamique` » peut être appelée à tout niveau du parcours du graphe de situations, afin d'améliorer les valeurs des paramètres pour une meilleure qualité de reconstruction. L'ajustement des paramètres dans notre application se fait en appelant des règles de décision spécifiques. La replanification dynamique est spécialisée par trois situations intitulées « Règles de décisions », « `Ajustement_eclairage` », et « `Ajustement_deplacement` » (voir figure 5.8). La replanification dynamique offre ainsi au système de planification une approche innovante pour l'évaluation dimensionnelle de pièces manufacturées.

Le parcours de notre graphe de situations modélisant la tête de mesure lumière structurée se traduit par la séquence :

Déplacement > **Acquisition** > **Test_Image** > **Génération_masque_bin**
> **Segmentation_Image** > **Numérotation_frange** > **Reconstruction_partielle**.

Le parcours du graphe de situations peut conduire à deux types distincts de séquences d'exécution. Le premier cas correspond à une reconstruction partielle avec des données mesurées conformes aux données prévues (modèle de référence). Dans ce cas, le SGT a accompli avec succès sa tâche et il peut donc finir son parcours en appelant la situation de fin du graphe. Son exécution est arrêtée et la main est rendue au premier module du système de contrôle, le réseau hiérarchique de tâches. Ensuite, le module de contrôle prend sa décision en prenant en compte la qualité de la reconstruction partielle obtenue. Dans ce cas, le parcours du graphe est relancé pour l'étape suivante de la séquence. Toutefois, il se peut que la pièce soit considérée comme imparfaite ou non conforme. L'exécution itérative du SGT dans ces situations est alors interrompue.

Un deuxième type de parcours correspond à exécution produisant une reconstruction partielle incomplète, à la suite d'une absence de mesures. Dans ce cas, le SGT fait appel à une replanification dynamique afin de chercher à ajuster les conditions de la prise de vue pour récupérer l'information manquante. Cela est réalisé, soit par un changement des paramètres d'éclairage (pour acquérir une image plus contrastée par exemple), soit par un changement de la position du capteur (changement du point de vue afin de récupérer des points de la scène non observés auparavant). L'instanciation du schéma de situation « `replanification_dynamique` » conduit à un changement des paramètres d'acquisition et produit une séquence de situations du type :

Reconstruction_partielle_sit > **Déplacement** > **Acquisition** >
Test_Image > **Génération_masque_bin** > **Segmentation_Image** >
Numérotation_Frange > **Replanification_dynamique** > **Acquisition** >

Test_Image > Génération_masque_bin > Segmentation_Image > Numérotation_frange > Reconstruction_partielle.

Lorsqu'on effectue un changement de position du capteur, le parcours de la séquence est du type :

Reconstruction_partielle_sit > Déplacement > Acquisition > Test_Image > Génération_masque_bin > Segmentation_Image > Numérotation_Frange > Replanification_dynamique > Déplacement > Acquisition > Test_Image > Génération_masque_bin > Segmentation_Image > Numérotation_Frange > Reconstruction_partielle.

La figure 5.8 ci-dessus montre le graphe de situations décrivant les différentes situations prévues dans notre SGT et développé pour modéliser le comportement de la tête de mesure lumière structurée en vue d'une évaluation dimensionnelle de la surface des pièces manufacturées.

Un exemple de reconstruction par l'approche orientée surface basée sur notre capteur de type lumière structurée, appliquée à la pièce pale de turbine, est donnée dans la figure 5.9.

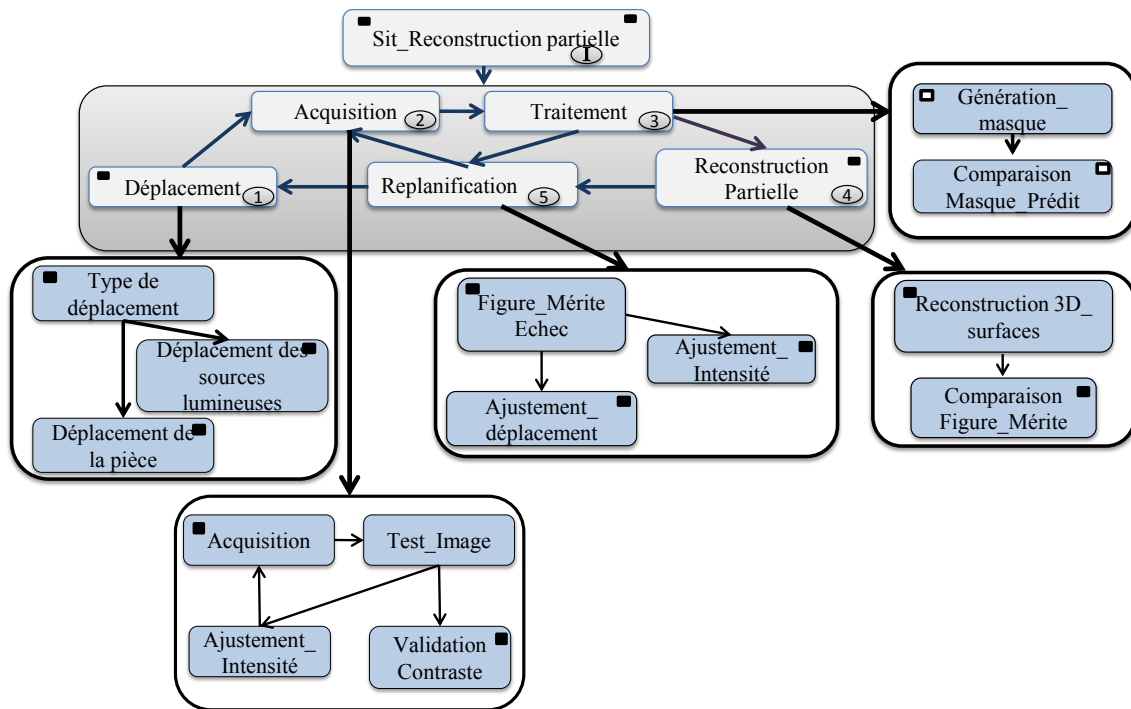


FIGURE 5.8 — Illustration du SGT décrivant le comportement de la tête de mesure lumière structurée. Ce graphe de situation permet l'automatisation de l'ensemble des traitements et conduit à une reconstruction partielle de la surface de l'objet.

5.5 Modélisation du comportement de la tête de mesure stéréoscopique par les SGTs

Nous avons validé notre approche de reconstruction 3D partielle des contours de l'objet à partir d'une tête de mesure stéréoscopique. Un graphe de situations a été conçu par Far [Bey05] et amélioré par Belhaoua [Bel11]. Le but de ce graphe consistait à modéliser les situations synthétisant toutes les configurations qu'une tête stéréoscopique peut rencontrer lorsqu'on souhaite élaborer une reconstruction partielle de l'objet à analyser. Chaque schéma de situation de ce graphe modélise un processus de traitement conduisant à l'arrivée à la reconstruction.

Le SGT développé permet de prévoir *a priori* toutes les séquences de situations possibles et les traitements associés. L'exécution du SGT conduit à l'obtention d'une reconstruction 3D partielle de l'objet sous la forme de primitives 3D quantifiées. Ces dernières sont ensuite évaluées en utilisant un modèle CAO de l'objet par le module de contrôle planifiant la séquence d'acquisition (voir figure 5.1). L'ensemble des étapes de traitement conduisant à cette reconstruction sont modélisées par des schémas de situation spécifiques. De même que pour le SGT modélisant le comportement de la tête de mesure lumière structurée, ces schémas de situation contiennent des prédicats d'états et des prédicats d'actions. L'exécution du SGT modélisant la tête de mesure

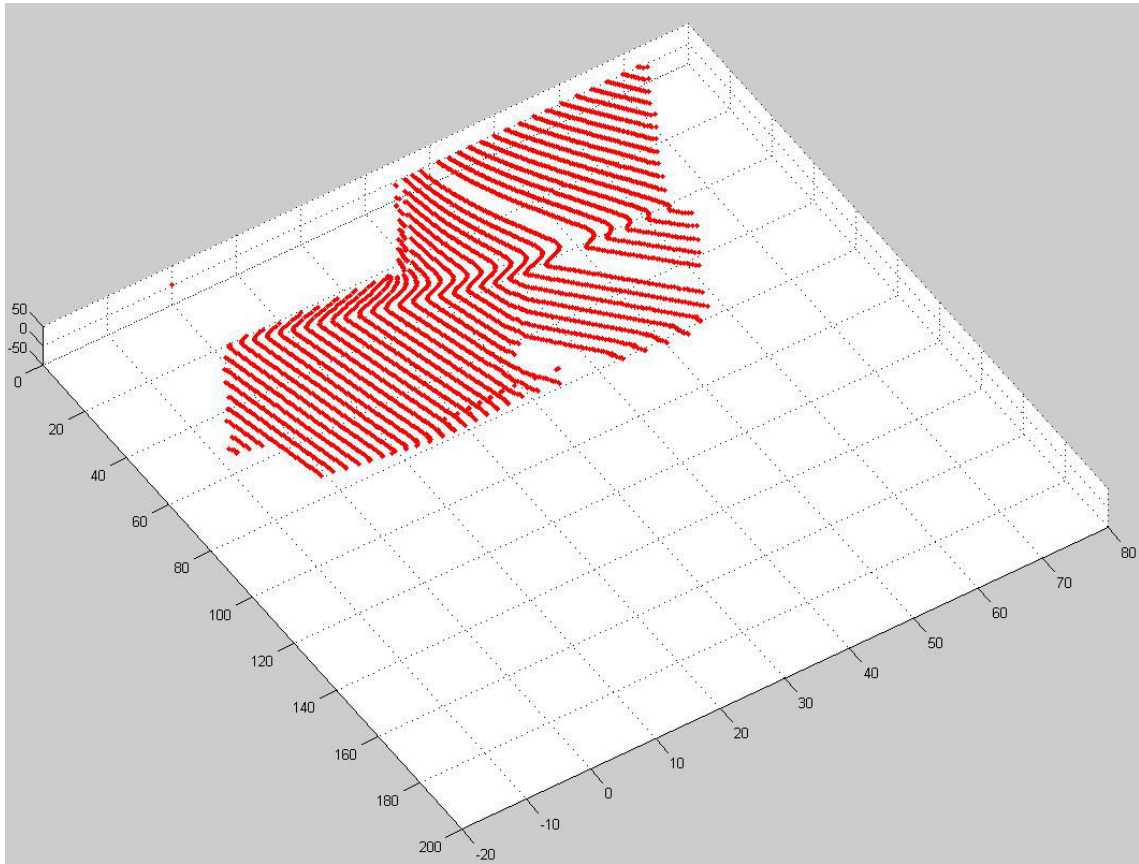


FIGURE 5.9 — Exemple d'une reconstruction 3D partielle par lumière structurée (résultat obtenu après parcours du graphe de situations de la figure 5.8).

stéréoscopique suit le même principe que celui décrit dans la section précédente. Le résultat d'une action instanciée peut modifier les prédicats d'état d'autres situations et le parcours effectif du SGT dépend, par conséquent, des résultats de situations déjà instanciées.

Les étapes correspondant à l'acquisition, au traitement et à la reconstruction 3D partielle sont spécialisées dans le SGT montré dans la figure 5.10. L'ensemble des situations du SGT de la tête stéréoscopique, de même que leur spécialisations, étant détaillés dans [Bey05] [Bel11], nous ne décrivons ici brièvement que, d'une part, les opérations effectuées hors ligne et, d'autres part, les situations principales. Les opérations effectuées en lignes sont décrites ci-après.

Etalonnage des caméras : la modélisation du comportement des deux caméras composant la tête de mesure stéréoscopique est indispensable. Ce module permet de récupérer les paramètres d'étalonnage du couple de caméras formant notre tête de mesure.

Modélisation. Les primitives CATIA : afin d'évaluer la qualité des résultats de traitement, nous utilisons un modèle de référence (dans notre cas, le modèle CAO de l'objet). Ces données CAO, considérées comme une information *a priori*, permettent

de prédire les primitives 2D observables, après modélisation de la pièce en utilisant le logiciel CATIA. Le modèle CAO est aussi utilisé pour guider la sélection des primitives communes à la paire d'images stéréoscopiques.

Conditions d'éclairage :c'est aussi une étape nécessaire à l'acquisition d'images exploitables. Le réglage de la source d'illumination de la scène porte non seulement sur le choix de la source lumineuse, mais aussi sur la position de celle-ci. Nous sommes ainsi en mesure, avant d'effectuer les traitements, de définir les modifications à apporter au système d'illumination afin d'améliorer la qualité des images à acquérir. Ceci est réalisé à partir d'une modélisation de l'effet produit sur la surface de l'objet par la source de lumière, compte tenu de ces paramètres (intensité, position, etc.).

L'ensemble des principales situations spécifiées pour ce SGT et instanciées en ligne est décrit dans les paragraphes qui suivent.

1. **Déplacement** :c'est la situation de départ du graphe. Le processus de reconstruction démarre, avec un point de vue pour le capteur stéréoscopique fixé préalablement. C'est une situation par laquelle le parcours du graphe repassera lors d'une replanification dynamique (en cas de nécessité du déplacement de la source lumineuse ou de la pièce).
2. **Acquisition** :c'est la situation qui contrôle l'acquisition de la paire d'images stéréoscopiques. Elle est instanciée à la suite de la situation « Déplacement ». La situation « acquisition » vérifie la qualité des images acquises à l'aide de sa spécialisation, un sous-graphe composé de trois situations « Test_image », « Ajustement_intensité » et « Validation_contraste ». Cette situation a ainsi en charge de vérifier la qualité globale du couple d'images avant d'autoriser les différents traitements liés à la reconstruction. Si la qualité des images n'est pas suffisante, le déroulement est suspendu et un ajustement des conditions d'acquisition (intensité) est déterminé pour corriger la qualité des images. Après validation de la qualité des images d'une nouvelle acquisition, le parcours du graphe est poursuivi.
3. **Traitements** :cette situation a en charge le contrôle des différents algorithmes de la méthode d'appariement présentés dans le chapitre 2. Elle organise l'ensemble des traitements des images acquises, à savoir la détection de contours, la sélection des contours potentiels et l'appariement. Les données d'entrée de la situation « Détection_contour » sont le couple d'images acquises pour lesquelles une segmentation d'image est effectuée. Ce module fournit en sortie les contours valides du couple d'images stéréoscopiques. Ces contours font l'objet ensuite d'une classification selon leurs formes géométriques. Une étape de superposition de ces contours avec les primitives des images conceptuelles est effectuée afin de ne garder que les contours communs associés au point de vue courant du capteur. Après la situation de superposition, la situation « Test_visibilité » porte sur le test du nombre de contours détectés. Une nouvelle acquisition est nécessaire si le nombre de contours, contrôlé par un seuil, est insuffisant. Si le nombre de contours détectés est satisfaisant, un test sur leur taille est effectué. Seuls les contours ayant une taille suffisante, fixée aussi par un seuil, sont conservés pour la suite du traitement. La situation suivante de la spécialisation de la situation « Traitement » est la situation « Evaluation

variance ». Cette dernière porte sur l'estimation de la précision des mesures 2D dans les images segmentées. Nous comparons pour cela la variance et le contraste des contours conceptuels, calculés hors ligne, avec les valeurs correspondantes observées dans les images traitées en ligne. Si les valeurs pour les images acquises sont trop éloignées des valeurs hors ligne, une nouvelle acquisition des images est planifiée. Cette situation fournit les données nécessaires à la situation « Estimation_erreur 2D » qui a pour but l'estimation des erreurs 2D liées aux contours extraits des images. L'étape finale du traitement est prise en charge par la situation « Appariement » et consiste à appairer les contours et à fournir la liste des points de contour parfaitement appariés.

4. **Reconstruction partielle** :cette situation est la situation de fin de graphe. Elle est spécialisée par les trois situations « Reconstruction_primitives », « Estimation_Erreurs 3D » et « Comparaison ». La situation «Reconstruction_primitives » fait appel à la procédure de reconstruction de primitives 3D à partir de primitives 2D appariées. La situation « Estimation_Erreurs 3D » a en charge l'estimation des erreurs 3D de la reconstruction après propagation des erreurs 2D liées au traitement des images. La situation « Comparaison », quant à elle, permet d'évaluer la reconstruction 3D partielle obtenue par comparaison avec le modèle CAO. L'instanciation de cette situation provoque l'exécution du module de comparaison. Celui-ci repose sur une méthode exploitant des tolérances géométriques, après construction du modèle de tolérances 3D de la pièce à analyser [Zho00]. Si les primitives 3D reconstruites appartiennent aux zones de tolérance du modèle, la reconstruction est jugée réussie. On fait appel à une replanification dynamique dans le cas contraire.
5. **Replanification_dynamique** :comme dans la section précédente, la situation « replanification dynamique » permet au SGT d'adapter dynamiquement les conditions d'acquisition, si besoin. Dans le cas de la tête de mesure stéréoscopique, en prenant explicitement en compte les conditions d'illumination et les résultats effectifs des procédures de traitement, une correction des conditions d'illumination de la scène ou de la position du capteur pour l'acquisition est en effet possible, dans le but d'améliorer la qualité du traitement et ainsi des résultats obtenus. Si la qualité du traitement ne remplit pas une figure de mérite définie *a priori*, une replanification dynamique est instanciée et une procédure d'ajustement global est mise en œuvre (ajustement d'intensité, déplacement du capteur). La replanification dynamique porte également sur certains traitements locaux, comme, par exemple, l'ajustement des paramètres de segmentation afin de mieux traiter par la suite des zones dans l'image mal analysées. Pour spécifier les corrections à apporter et à transmettre au système de contrôle, le SGT ne prend en compte que les résultats du dernier traitement et définit ses ajustements, comme nous l'avons expliqué dans la section précédente, après avoir évalué les règles de décision de type *Si/Alors* définies dans cette même section.

Parcours du graphe de situation pour la reconstruction partielle des primitives 3D

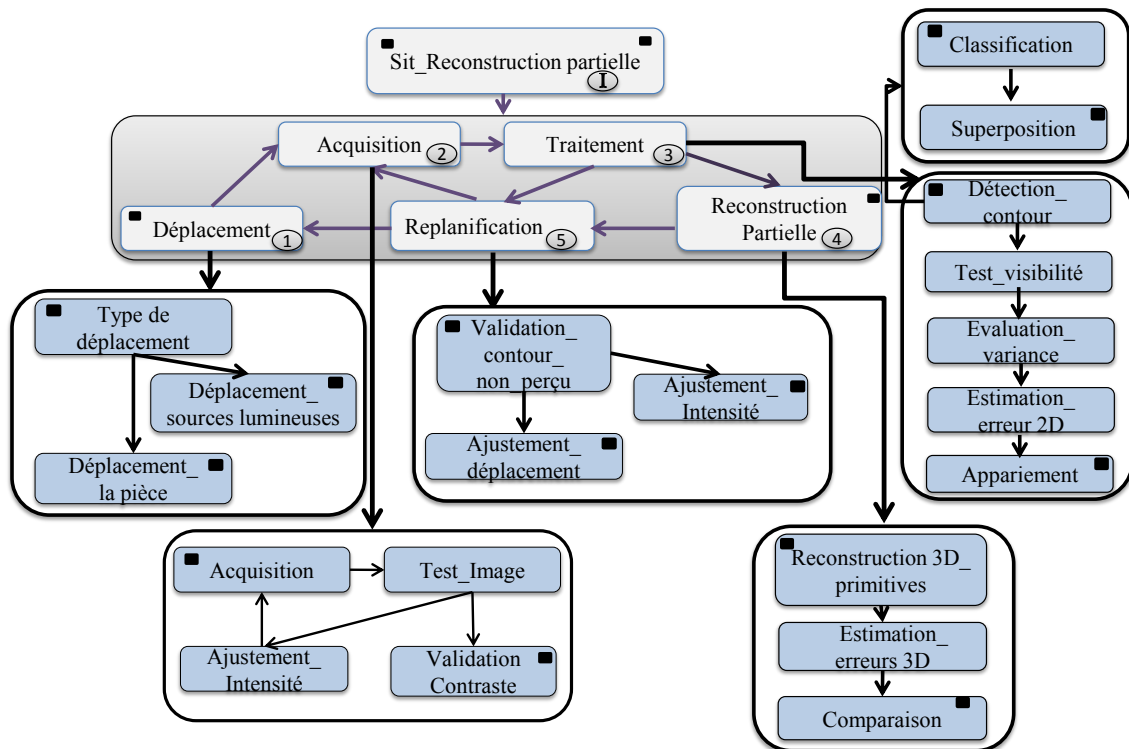


FIGURE 5.10 — SGT modélisant le comportement de la tête de mesure stéréoscopique et intégrant une estimation de la propagation des erreurs 2D vers des erreurs 3D. L'ensemble de spécialisations du graphe de situations conduit à un contrôle automatique de la reconstruction partielle des primitives géométriques de pièces quasi-polyédriques.

Le graphe de situations développé dans cette thèse et modélisant la tête de mesure stéréoscopique est comparable à celui proposé par Far [Bey05] et amélioré par Belhaoua [Bel11]. Le graphe de situations spécifié pour modéliser le comportement de la tête de mesure stéréoscopique peut effectivement conduire à plusieurs types distincts de séquences instanciées de situations. La première séquence est celle correspondant au cas idéal, le système de mesure atteignant l'objectif planifié. En d'autres termes, le graphe arrive à reconstruire toutes les primitives prévues *a priori*. Ce cas de figure se traduit par la séquence suivante :

Reconstruction_partielle_sit > Déplacement > Acquisition > Test_image > Validation_contraste > Traitement > Segmentation > Superposition > Appariement > Reconstruction_partielle.

Dans cet exemple de parcours, le résultat de la reconstruction des primitives est conforme à ce qui était prévu, sans observé de résultats incohérents. Le parcours du SGT s'est déroulé sans faire appel à la replanification dynamique. Cette séquence est présentée dans la figure 5.11. Dans ce cas, après l'acquisition des images stéréoscopiques, les images sont testées afin de valider leur contraste. La situation « Test_image », prédite par la situation « Acquisition », effectue le test du niveau de contraste dans

l'image en se basant sur l'histogramme cumulé des niveaux de gris de l'image. Une image est jugée contrastée de façon correcte si elle est équilibrée et possède un histogramme cumulé des niveaux de gris ayant une pente de 45° (voir figure 5.12). Dans ce cas, la situation suivante est instanciée pour traiter l'image. Dans le cas contraire, un ajustement de l'intensité d'illumination est déterminé afin de corriger le contraste de l'image. Cette opération peut être répétée un nombre de fois fixé *a priori*, pour éviter les boucles infini. Si une variation de l'intensité d'illumination ne suffit pas à corriger le contraste, un déplacement de la source d'illumination est planifié. La séquence associée à ce cas de figure est la suivante :

Reconstruction_partielle_sit > Déplacement > Acquisition > Test_image > Ajustement_eclairage > Acquisition > Test_image > Validation_contraste > Traitements > Segmentation > Superposition > Appariement > Reconstruction_partielle.

Si les figures de mérites de la situation « Acquisition » sont satisfaites, le graphe de situation poursuit son parcours en instanciant la situation « Traitement » qui gère l'ensemble des traitements liés à la détection des contours du couple d'images, à leur classification, au test de leur visibilité, au calcul des variances de leur approximation, à la superposition avec les contours conceptuels et enfin à leur appariement. La première situation spécialisant la situation « Traitement » est la situation « Détection de contours ». Elle a pour sortie les images de contours 2D extraits du couple d'images acquises. Ensuite, les contours sont classés puis superposés aux contours conceptuels générés hors ligne et correspondant au point de vue courant du capteur, le but étant de ne garder que les contours communs visibles dans les deux images. Si le résultat de cette superposition, en sortie, indique que la reconstruction ne pourra être qu'incomplète (des primitives prévues ne seront pas reconstruites), le SGT appelle la situation « Replanification dynamique » afin d'éliminer les anomalies dues, probablement, à une illumination inadéquate de la scène. La replanification dynamique modifiera, en conséquence, les conditions d'acquisition afin de rendre visible les primitives de type contours de l'objet non visibles dans l'acquisition précédente. La séquence de parcours du graphe pour l'ensemble des opérations que l'on vient de décrire est le suivant :

Reconstruction_partielle_sit > Déplacement > Acquisition > Test_image > Validation_contraste > Traitements > Segmentation > Superposition > Replanification_dynamique > Validation_primitives_non_perçue > Ajustement_intensité > Acquisition > Test_image > Validation_contraste > Traitements > Segmentation > Superposition > Appariement > Reconstruction_partielle.

Dans l'exemple ci-dessus, la replanification dynamique a été déclenchée par le SGT à la suite des résultats fournis par la situation « Superposition ». Cette situation effectue une superposition des contours des images réelles avec les primitives correspondantes des images de synthèse observées avec le même point de vue, afin de guider la phase d'appariement par la suite (voir figure 5.13). Le changement des conditions d'acquisition instancié par la replanification dynamique permet d'observer toutes les primitives prévues dans les nouvelles images acquises avec les nouvelles conditions d'illumination.

La reconstruction peut ainsi être poursuivie.

La situation « Test_visibilité » a pour but de tester le nombre de contours détectés et leur taille afin d'éliminer les contours de taille indésirable (trop petite) ou de corriger les conditions de prise de vue pour observer un nombre suffisant de contours décrivant l'objet dans l'image. Ces tests reposent sur des valeurs de seuil fixés *a priori*. Si le nombre de contours visibles est non satisfaisant, le SGT lance une replanification dynamique. Deux solutions sont alors envisageables. La première consiste à ajuster les paramètres de la source d'illumination, la deuxième repose sur le déplacement de la source lumineuse afin d'améliorer les conditions réelles d'acquisition des images. Dans le cas où le nombre de contours visibles est suffisant, un test portant sur la longueur des contours est effectué, avec pour but de ne retenir que les contours suffisamment

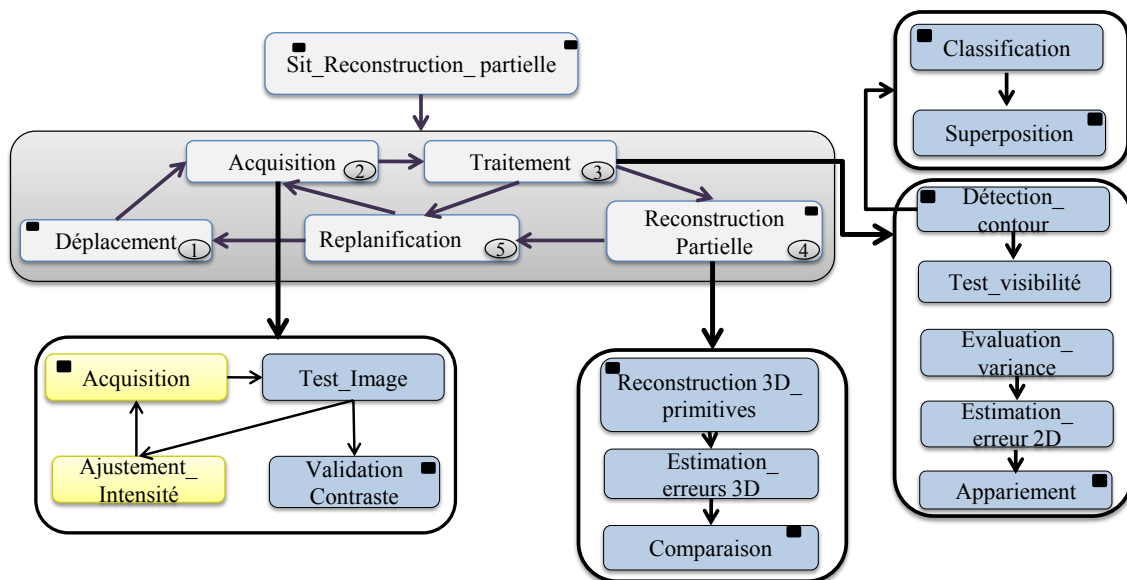


FIGURE 5.11 — Parcours du SGT : séquence de schémas de situation instanciés pour une reconstruction partielle par stéréovision sans replanification dynamique. Les situations représentées par une ligne discontinue ne sont pas instanciées.

La situation « Evaluation_variance » joue un rôle important dans notre application. En effet, elle permet d'analyser la qualité d'un positionnement de la source d'illumination dans la scène. Pour ce faire, les valeurs du contraste et de la variance associés aux contours sont comparées à celles du placement optimal déterminé hors ligne pendant le processus d'optimisation du placement des sources d'illumination (pour davantage de détails, voir [Bel11]). Dans le cas où les valeurs estimées en ligne sont proches de celles correspondant à la position optimale, le contraste et la variance sont validés. Dans le cas contraire, un changement de position de la source d'illumination est planifié, conduisant à une nouvelle acquisition d'images.

L'appariement des points de contour est sous le contrôle de la situation « Appariement », dernière situation de la spécialisation de la situation « Traitement ». Cette

situation permet de mettre en correspondance les contours des deux images en lançant une procédure d'appariement entre les deux images. La situation « Appariement » reçoit en entrée les points de contour 2D visibles simultanément dans les deux images. En utilisant la matrice fondamentale, estimée hors ligne, des paires de points de contour appariés sont fournis en sortie.

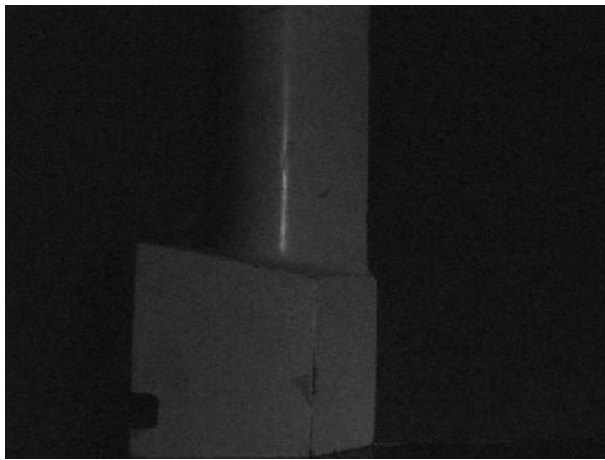
Enfin la situation « Reconstruction_partielle » reçoit en entrée les paires de points de contour 2D appariés et fournit en sortie le nuage de points 3D. Les séquences de parcours du SGT correspondant aux différents cas de figure que l'on vient de décrire peuvent être réalisés à partir de l'arbre de graphes de situations général schématisé dans la figure 5.10.

Il convient de noter que le parcours du SGT pour une reconstruction partielle est limité à un nombre maximum de n replanifications dynamiques. Les primitives 3D reconstruites sont ensuite comparées au modèle CAO dans la situation « Comparaison ». On vérifie en particulier si les primitives 3D reconstruites sont incluses dans les zones de tolérance du modèle de la pièce élaboré hors ligne. La reconstruction est jugée réussie et la pièce est considérée comme étant conforme (les primitives sont incluses dans les zones de tolérance). Par contre, si, à la suite d'une replanification dynamique déplaçant la tête de mesure, des primitives sont toujours hors des zones de tolérance du modèle 3D de la pièce, la reconstruction est déclarée défectueuse.

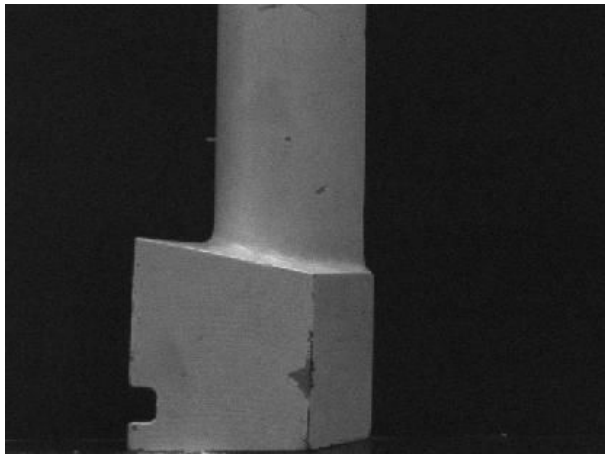
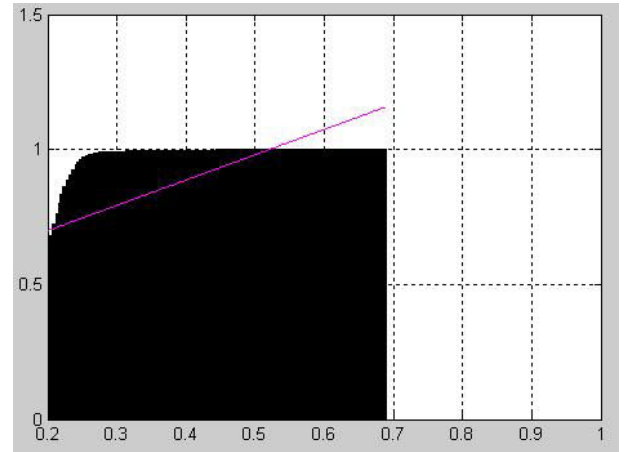
L'objectif principal de la thèse est de fournir une reconstruction 3D complète enrichie de la pièce à évaluer. C'est la raison pour laquelle nous avons proposé un mode de fonctionnement reposant sur une planification de la coopération entre les deux systèmes contrôlant simultanément les deux approches de vision afin d'aboutir à une reconstruction 3D plus réaliste. Dans la section suivante, nous décrivons en détail le système de planification permettant le contrôle simultané des deux systèmes de vision mis en œuvre.

5.6 Développement d'un arbre de graphes de situations pour une reconstruction enrichie

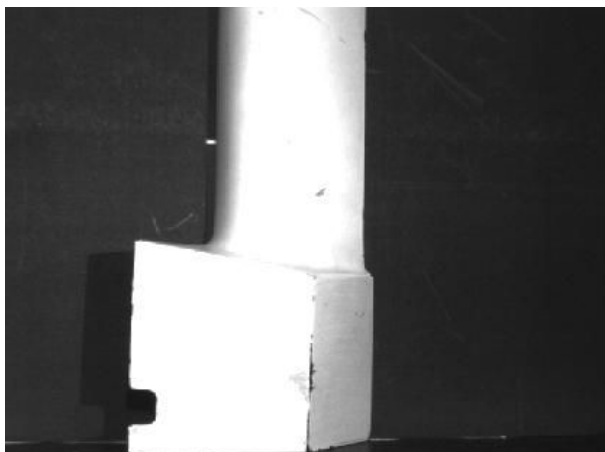
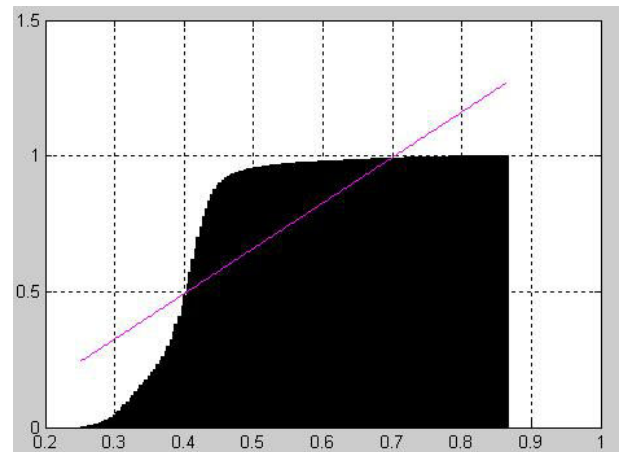
Notre application d'analyse de pièces manufacturées nécessite la coordination d'un ensemble de processus, allant de l'acquisition aux traitements d'images afin d'élaborer une reconstruction 3D complète et enrichie permettant une évaluation dimensionnelle plus significative et efficace de l'objet à analyser. Pour ce faire, nous avons choisi de mettre en œuvre une méthodologie combinant une approche orientée contours et une méthode orientée surfaces, avec pour objectif, l'obtention d'une reconstruction enrichie et automatisé de la pièce à évaluer. À cet effet, il est nécessaire de développer un outil capable, d'une part, de contrôler le déroulement de la séquence de reconstruction planifiée et, d'autre part, d'assurer la coopération des deux approches proposées. Dans ce contexte, nous avons développé et mis en place trois graphes de situations. Le premier correspond à celui présenté dans la section 5.4 et modélise le comportement de la tête



(a)



(b)



(c)

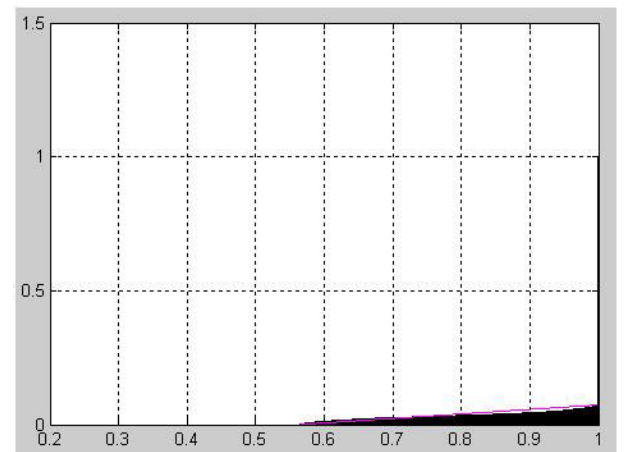


FIGURE 5.12 — Exemples représentatifs d'histogrammes cumulés pour des images de différent contraste. (a) image saturée à contraste excessif, (b) image équilibrée avec un bon contraste, (c) image sombre avec un contraste insuffisant.

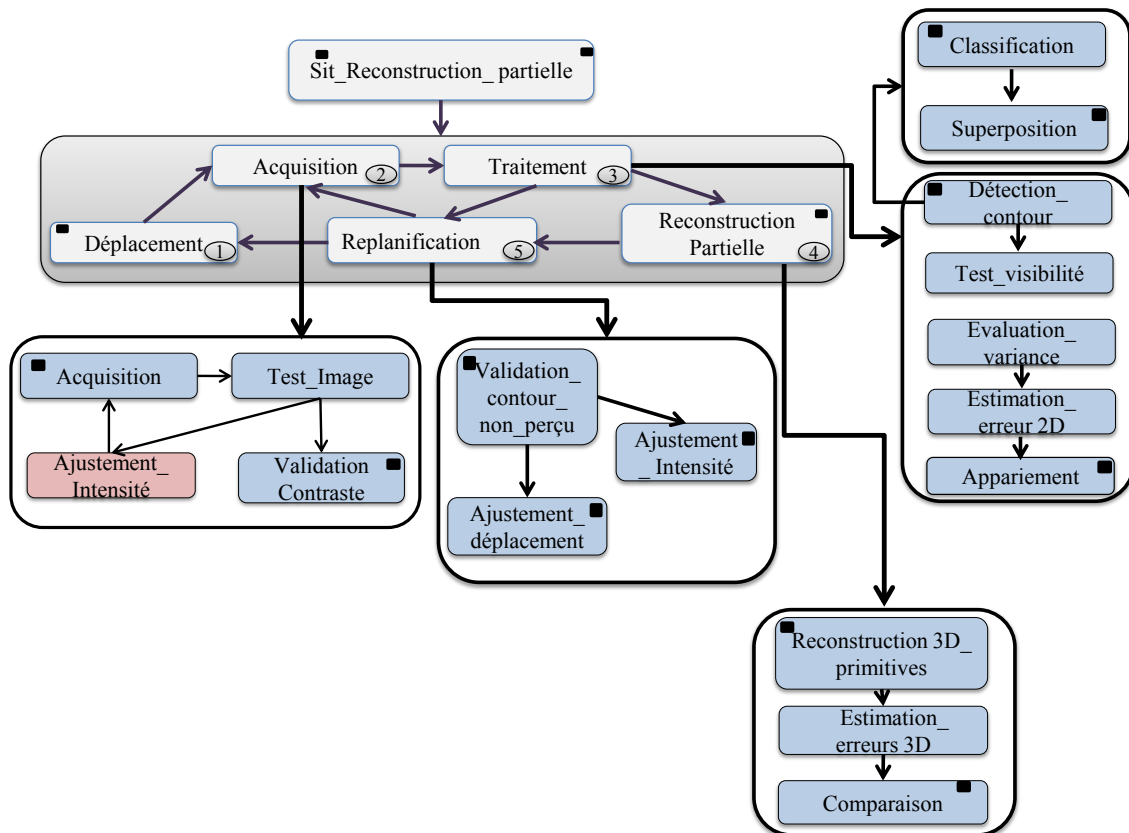


FIGURE 5.13 — Parcours du SGT : séquence de schémas de situation instanciés pour une reconstruction partielle par stéréovision d'une pièce quasi-polyédrique en faisant appel à une replanification dynamique. Ici, le graphe de situations a ajusté l'intensité de la source d'illumination, sans avoir déplacé la source lumineuse ni la pièce.

lumière structurée. Le deuxième graphe modélise la tête de mesure stéréoscopique, et est présenté en détail dans la section 5.5. Le troisième graphe de situations que nous avons développé contrôle les approches de fusion de données que nous avons introduites dans le chapitre 4. La coopération entre les trois graphes est prise en charge par le réseau hiérarchique de tâches, qui spécifie la séquence à réaliser (reconstruction surfacique, reconstruction des primitives de type contours, reconstruction enrichie). Le graphe de situations en charge de la fusion de données permet de planifier les différentes étapes de traitement conduisant à une reconstruction 3D enrichie de l'objet, en faisant appel aux approches de fusion de données 3D développées dans le cadre de cette thèse. Ce graphe de situations spécifique prend comme argument d'entrée les données liées aux reconstructions partielles obtenues par les deux têtes de mesures et fournit en sortie une reconstruction unique mais enrichie, qui décrit l'objet à évaluer par ses caractéristiques géométriques et surfaciques. Ainsi, ce graphe de situations ne peut être instancié qu'à partir du moment où notre graphe de contrôle (le réseau HTN) indique que chacune des reconstructions partielles a été obtenue avec succès. Dans ces conditions, le réseau hiérarchique de tâches active le troisième graphe de situations en charge du contrôle

des algorithmes de la fusion de données présentées dans le chapitre 4.

Nous avons ainsi conçu un graphe de situations unique pour modéliser les trois approches de fusion de données 3D développées dans le chapitre 4. L'ensemble des procédures de traitement est décrit par des schémas de situation, constituant ainsi le troisième graphe de situations de notre système. Ce graphe de situations est capable de gérer automatiquement l'ensemble des opérations requises pour réaliser le recalage de données 3D, en prenant en compte l'approche à exécuter en fonction du type de données fournies en entrée. En effet, notre graphe de situations est capable de réaliser au choix l'une des trois méthodes de fusion de données, en spécifiant l'approche à retenir dans la situation de début (racine). Dans ce but, le graphe se repose sur les valeurs de prédicats d'état permettant de spécifier la méthode choisie. Cela implique que le graphe de situations décrit l'ensemble des opérations associées aux trois approches de fusion. Cependant, les situations associées à l'approche de fusion choisie ne seront instanciées que si les prédicats d'état correspondant sont satisfaits.

Nous présentons dans ce qui suit la description des situations de ce graphe permettant de mettre en œuvre les différentes approches de fusion pour obtenir une reconstruction enrichie de la pièce à évaluer.

1. **Spécification méthode** : cette situation est la situation du début du graphe. Elle est spécialisée par trois situations associées chacune à une approche de fusion « Méthode 1 », « Méthode 2 » et « Méthode 3 ». La situation « Méthode 1 » permet d'appliquer la méthode de fusion basée sur la minimisation de la distance entre les plans spécifiques de la pièce. La situation « Méthode 2 » exécute l'ensemble des opérations nécessaires à la méthode fusion basée sur la minimisation de la distance entre les plans et les points associés. La situation « Méthode 3 », quant à elle, porte sur le contrôle des traitements permettant de mettre en œuvre la méthode de fusion générale présentée dans le chapitre précédent. La situation « Spécification méthode » reçoit ainsi en entrée un paramètre indiquant le choix de la méthode à instancier. En sortie, elle permet de valider le prédicat d'état de la situation contrôlant l'approche sélectionnée.
2. **Sélection points surface** : Cette situation permet de sélectionner les points 3D de la surface de l'objet partiellement reconstruite, pour définir les paramètres des plans nécessaires aux méthodes 1 et 2 de fusion pour finaliser la fusion de données. Cette situation a pour entrée le nuage de points de la reconstruction de surface. En sortie, les sous-ensembles de données de surface correspondant aux plans sont mis à disposition.
3. **Sélection des points de contours** : la sélection des points de contours est sous le contrôle de cette situation. Ces points des contours sont également nécessaires aux deux premières méthodes de fusion. La détermination des points de contours se base sur une connaissance *a priori* déterminée hors ligne (modèle CAO). Cette situation reçoit en entrée la reconstruction des primitives 3D sous forme de contours et restitue en sortie les points de contours sélectionnés.
4. **Sélection des primitives** : c'est la situation dans laquelle on sélectionne, d'une

part, les contours 3D et, d'autre part, les points de surface nécessaires à la détermination des paramètres de recalage par la méthode de fusion 3. On sélectionne ainsi des points de contours 3D caractérisant des régions d'intérêt définies hors ligne. La sélection des points de contours est basée sur la connaissance *a priori* de la pièce (le modèle CAO), en choisissant des contours spécifiques de la pièce, tout en respectant la contrainte imposant que le contour soit visible et restructurable par les deux types de système de mesure. La sélection des points de surface revient à extraire les points de surface décrivant les régions d'intérêt utilisées pour la sélection des points de contours. Les points de surface doivent par ailleurs remplir une contrainte d'angularité pour être sélectionnés.

5. **Estimation des paramètres des plans** : Cette situation permet d'estimer les paramètres des plans passant par les points sélectionnés dans les situations « sélection points contours » et « sélection points surfaces ». Cette situation reçoit en entrée les points sélectionnés (soit des points de surface, soit des points de contours). Elle fournit en sortie les paramètres de plans associés.
6. **Estimation des paramètres des droites** : cette situation reçoit en entrée les points de contours sélectionnés dans la situation « Sélection primitives ». Ces points sont ensuite ajustés au sens des moindres carrés à une droite 3D, en minimisant la distance orthogonale des points à la droite 3D. En sortie, on récupère l'ensemble de paramètres constituant une représentation paramétrique de la droite 3D.
7. **Appariement droites points** : l'objectif de cette situation est de mettre en correspondance chaque droite 3D estimée dans la situation « Estimation paramètres droite » avec l'ensemble de points 3D sélectionnés dans la situation « Sélection primitives ». L'appariement est basé sur la distance orthogonale entre les points et la droite 3D. Les points sont associés à leur droite 3D en fonction de la valeur calculée de cette distance.
8. **Détermination de la transformation** : c'est la dernière situation du graphe. Elle estime les paramètres de la transformation optimale à appliquer pour le recalage des ensembles de données, en fonction de la méthode spécifiée par les prédicats d'état de la situation de début, chaque méthode de fusion étant associée à une fonction de coût propre. La situation « Détermination transformation » reçoit en entrée les paramètres nécessaires pour l'estimation de la transformation. En sortie, elle fournit les paramètres de la transformation, en appliquant l'une des méthodes d'optimisation définie dans le chapitre 4. Si le calcul des paramètres de la transformation échoue, après un certain nombre d'itérations fixé *a priori*, le parcours du graphe de situations est arrêté. Cela peut traduire un échec de convergence vers la solution optimale.

Parcours du SGT en vue d'une reconstruction 3D complète

Le graphe de situations que l'on vient de définir peut conduire à trois séquences distinctes de parcours du graphe, correspondant chacune à une des méthodes de fusion, en fonction de l'approche planifiée. Ici aussi, l'exécution d'une tâche spécifiée dans

son schéma de situation dans le graphe peut modifier les prédicats d'état d'autres situations et ainsi enchaîner les traitements nécessaires. Cependant, une situation de replanification dynamique n'est pas incluse dans ce graphe, le graphe n'exploitant que des données et des paramètres répondant aux critères spécifiés dans les deux graphes contrôlant les deux têtes de mesures. En effet, les données manipulées dans ce graphe de situations ont déjà été validées dans les deux SGTs réalisant les deux types de reconstruction requis par une méthode de fusion. Si le parcours du graphe ne permet pas d'obtenir les résultats attendus, l'intervention d'un expert sera sans doute nécessaire afin de modifier les deux graphes de situation modélisant les deux têtes de mesures, pour obtenir des données plus précises.

Les trois séquences générées en parcourant ce troisième graphe sont brièvement décrites ci-dessous.

Après exécution de l'ensemble des tâches spécifiées dans les deux graphes de situations modélisant le comportement des deux têtes de mesures, nous obtenons des données 3D pour les deux reconstructions exploitées ensuite dans le troisième graphe pour mettre en œuvre l'une des méthodes de fusion de données 3D choisie hors ligne. Pour ce faire, le réseau hiérarchique de tâches contrôle les deux graphes de situations simultanément, et avance dans son déroulement au fur et à mesure que les figures de mérite pour les deux reconstructions sont atteintes. Le réseau hiérarchique de tâches donne alors la main à la situation « Spécification méthode » du troisième graphe en spécifiant la méthode de fusion à appliquer. Cette méthode de fusion est choisie *a priori* par l'utilisateur, préalablement au lancement du SGT, une étiquette donnée étant assignée à chaque méthode de fusion. L'ensemble des situations à instancier en vue d'une reconstruction complète est schématisé par le graphe de situations montré dans la figure 5.14.

Si la valeur de l'étiquette est 1, le graphe instancie la première situation correspondant à la méthode 1. La situation « Sélection points contours » lance le programme de l'algorithme de sélection des points de contours via un prédicat d'action du schéma de situation. Ensuite la situation « Sélection points surface » est instanciée, afin de sélectionner les points de surface caractérisant les plans de l'objet. Les points sélectionnés vérifient un critère de direction commune à tous les points (les points sélectionnés ont une direction de la normale relativement proche). La situation « Estimation paramètres plans » est ensuite systématiquement appelé pour estimer les paramètres des plans passant, d'une part, par les points de contour sélectionnés par la situation « Sélection points contours » et, d'autre part, par les points de surface sélectionnés par la situation « Sélection points surface ». À la sortie de cette situation, on dispose des trois ensembles de paramètres de plans pour les points de contours et des ensembles correspondants de paramètres pour les plans associés aux points de surface. Ces paramètres sont les données d'entrée de la situation suivante, la situation « Détermination transformation » qui a pour rôle l'estimation des paramètres de la transformation optimale à appliquer à l'ensemble de données de la reconstruction de contours 3D, afin de les recaler sur la surface de l'objet. Cette situation est une situation de fin. Elle rend la main au réseau de contrôle (HTN), mettant ainsi fin au parcours planifié. Le parcours

correspondant à cette séquence peut être représenté par :

Fusion_method_sit > **Spécification_méthode** > **Sélection_point_contours** > **sélection_points_surface** > **estimation_paramètres_plans** > **Estimation_paramètres_transformation** > **Reconstruction_complète.**

Dans le cas où la valeur de l'étiquette transmise par le HTN est 2, le graphe active la situation lançant la méthode 2 de fusion. Pour cette séquence, le mode de fonctionnement est quasiment identique à celui de la première séquence. La situation « Sélection points contours » est instanciée afin d'extraire les points de contour 3D en se basant sur une connaissance *a priori* définie hors ligne (modèle CAO). Elle est suivie par la situation « Sélection points surface » qui porte essentiellement sur la sélection des points caractérisant les plans de la surface de l'objet. Les données obtenues en sortie pour ces deux situations modifient la valeur logique des prédicats d'état de la situation « Estimation paramètres plans », qui par conséquent est instanciée. Les données des deux premières situations constituent les entrées de la situation en cours d'exécution. Selon la valeur des prédicats fixant le choix de la méthode de fusion, cette situation estime uniquement les paramètres des plans passant par les points 3D de contour sélectionnés dans la situation « Sélection points contours », la méthode 2 se reposant sur les paramètres des plans et des points 3D pour l'estimation des paramètres de la transformation. Lorsque cette situation fournit son résultat, la situation « Détermination transformation » estime la transformation optimale, en minimisant la fonction de coût de la méthode de fusion 2 définie en fonction des paramètres des plans (distance orthogonale entre les points de surface et leurs plans homologues). Les paramètres de la transformation obtenus sont enfin appliqués à l'ensemble de points lumière structurée afin de les aligner avec la reconstruction partielle des contours. Nous obtenons ainsi une reconstruction 3D enrichie de la pièce. Le SGT ayant rempli sa fonction, la main est rendue au réseau hiérarchique de tâches. Cette séquence se traduit par le parcours suivant :

Fusion_method_sit > **Spécification_méthode** > **Sélection_point_contours** > **Estimation_paramètres_plans** > **sélection_points_surface** > **Détermination_transformation** > **Reconstruction_complète.** Si la valeur de l'étiquette transmise est 3, le SGT instancie la situation contrôlant la méthode de fusion 3. Dans ce cas, la situation « Sélection primitives » est d'abord instanciée, dans le but d'extraire un jeu de données permettant de réaliser un recalage de la reconstruction de surface avec la reconstruction de contours. Cette situation a pour entrée les données des deux reconstructions. En sortie, on dispose des listes primaires de points de surface et des points de contour caractérisant les régions d'intérêt définie hors ligne. La sélection des points de contour repose à la fois sur le modèle CAO de la pièce élaboré hors ligne et sur la vérification d'une contrainte imposant que ces contours peuvent aussi être décrits par les données lumière structurée. Si cette contrainte est vérifiée, les points de contour sélectionnés sont mis à disposition. Quant aux points de surface, ils sont sélectionnés en utilisant l'approche de sélection décrite dans la section 4.6.1 et reposant sur une contrainte d'angularité.

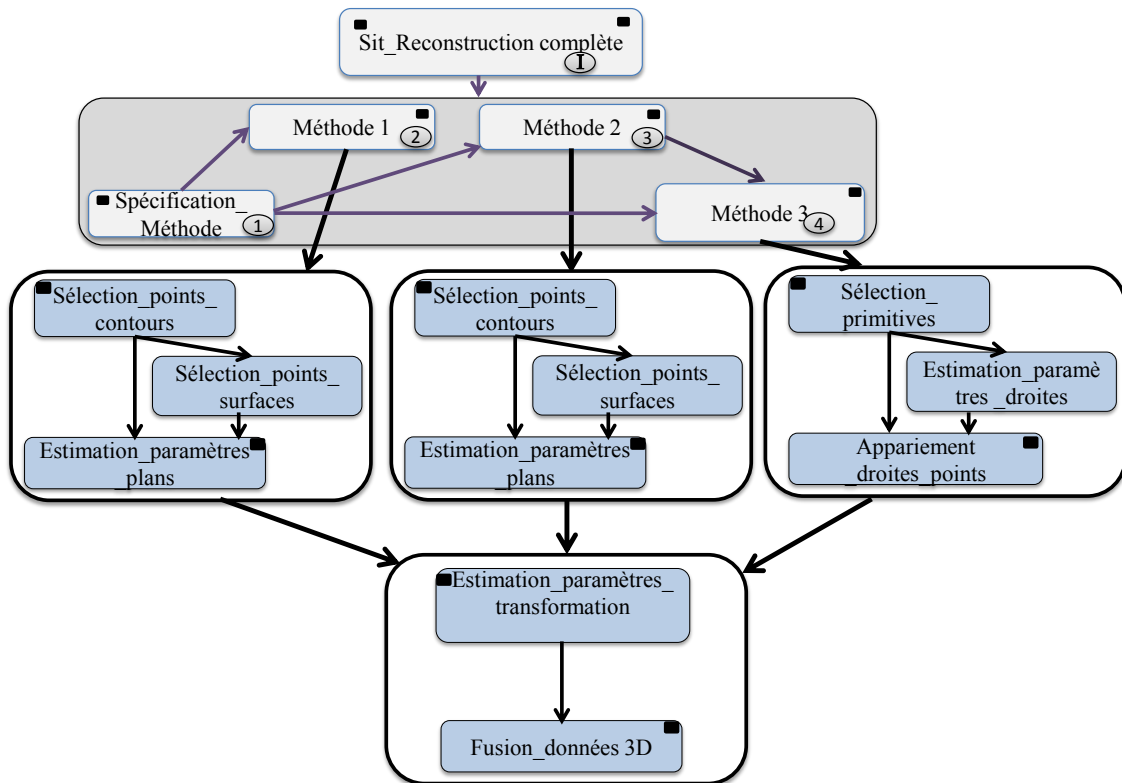


FIGURE 5.14 — Graphe de situations développé en vue d'une reconstruction 3D complète et enrichie. Les spécialisations du SGT décrivent les différentes méthodes de fusion de données 3D disponibles. Ce SGT contrôle et automatise le déroulement des approches de fusion.

Nous obtenons ainsi une liste primaire de points de surface sélectionnés. La situation « Estimation paramètres droite » est la suivante dans la séquence. Celle-ci porte sur l'estimation des paramètres de la droite 3D passant par les points 3D de contour retenus par la situation « Sélection primitives ». Elle ajuste, au sens des moindres carrés, les points de contour à une droite 3D, en minimisant les distances orthogonales des points au modèle (droite 3D). Cette situation restitue en sortie l'ensemble des paramètres de la droite 3D. Les points de la surface sélectionnés dans la situation « Sélection primitives » font l'objet d'une procédure d'appariement avec les droites 3D estimées dans la situation « Estimation paramètres droite » en instanciant la situation « Appariement droites_points ». Cette dernière met en correspondance les points de surface sélectionnés et les droites 3D estimées, l'appariement se résumant à un calcul de la distance orthogonale entre les points et les différentes droites 3D disponibles. A la fin, chaque droite est associée à l'ensemble de points montrant les plus petites distances par rapport à cette droite. Pour la suite, la situation « Détermination transformation » est appelée, avec comme entrée l'ensemble de points et droites 3D appariés. Cette situation estime à nouveau les paramètres de la transformation optimale permettant de minimiser la distance moyenne orthogonale entre les points et les droites appariés, en faisant appel à une méthode itérative d'optimisation. Ces

paramètres sont utilisés par la suite pour achever la fusion des données provenant des deux capteurs. Cette situation est aussi la situation de fin du graphe. Le parcours du SGT est à nouveau arrêté, sa mission étant accomplie avec succès, et la main est rendue au système de contrôle, qui, à son tour, met fin à la séquence. Cette séquence est représentée comme suit :

Cette séquence est représentée comme suit :

Fusion_method_sit > Spécification_méthode > Sélection_primitives > Estimation_paramètres_droite > Appariement_droites_points > Détermination_transformation > Reconstruction_complète.

Le parcours du SGT, dans les trois cas de figure que l'on vient de décrire, permet d'obtenir une reconstruction tridimensionnelle complète et enrichie de l'objet à analyser, en faisant appel à l'une des trois méthodes de fusion de données développées dans cette thèse. Les résultats de fusion montrés dans le chapitre 4 valident par ailleurs la structure du SGT et les parcours de ce dernier.

5.7 Conclusion

Nous avons introduit dans ce chapitre une approche de planification pour une évaluation dimensionnelle d'objets quasi-polyédriques reposant sur la capacité de modélisation comportementale du formalisme des graphes de situations. Nous avons décrit les améliorations apportées aux graphes de situations développés par Far, Khemmar et Belhaoua, en intégrant plus particulièrement le protocole TCP/IP, afin d'automatiser complètement le système de vision.

En effet, l'un des objectifs de la thèse visait essentiellement l'automatisation du processus de reconstruction complète faisant appel à des outils de reconstruction complémentaires (stéréovision et lumière structurée). Notre contribution a porté, d'une part, sur le développement d'une plate-forme automatisée basée sur les sockets TCP/IP intégrées dans les SGTs. D'autre part, nous avons été amenés à mettre en place une méthode de coopération des systèmes de vision par la définition de plans génériques d'acquisition multi-capteurs et de traitement d'images, en vue d'une reconstruction enrichie d'objets.

La modélisation de la reconstruction multi-capteurs a consisté à prévoir, *a priori*, l'enchaînement des différents traitements nécessaires pour permettre d'obtenir une reconstruction 3D complète de l'objet (changement d'intensité de l'éclairage, déplacement de la source d'illumination, changement de position de la tête de mesure). Nous avons, pour cela, développé trois graphes de situations. Le premier graphe est chargé de contrôler la tête de mesure lumière structurée. Il est capable de gérer la procédure de reconstruction tridimensionnelle de la surface et de déterminer automatiquement, si nécessaire, d'éventuelles corrections des conditions d'acquisition. Le deuxième graphe de situations modélise le comportement de la tête de mesure stéréoscopique, intégrant, dans son mode de fonctionnement, le modèle CAO CATIA permettant de générer des

images conceptuelles avec le même point de vue que celui du capteur, les algorithmes de planification optimale du placement de sources d'illumination et ceux d'estimation des erreurs de reconstruction. Ce graphe peut aussi modifier dynamiquement les conditions de prise de vue afin d'augmenter significativement la précision des mesures 2D, qui affectant directement la précision de la reconstruction. Une replanification dynamique prend place si les primitives prévues ne sont pas totalement ou que partiellement reconstruites. Les solutions possibles relèvent alors soit de l'ajustement de l'intensité d'éclairage (contraste des images non équilibré), soit du déplacement de la source d'illumination si le problème persiste après le réglage de l'intensité.

Nous avons enfin mis en place un troisième graphe de situations qui fait appel à nos approches développées dans le chapitre 4 et portant sur la fusion de données 3D provenant de deux capteurs distincts. Le graphe de situations gère l'ensemble des procédures nécessaires à la mise en œuvre d'une méthode de fusion. Il exécute l'approche de fusion spécifiée par le module de contrôle. En effet, les trois modules SGT sont contrôlés séquentiellement par le réseau hiérarchique de tâches. Ce réseau, conçu à partir des connaissances *a priori* liées à l'application, spécifie, d'une part, la séquence d'acquisitions à réaliser et, d'autre part, la procédure de fusion de données à instancier après avoir réalisé avec succès les deux reconstructions complémentaires planifiées.

Chapitre

6

Conclusion générale

Notre travail de thèse a eu pour finalité le développement d'un système cognitif pour la vision, dédié à la reconstruction 3D et à l'évaluation dimensionnelle de pièces manufacturées, en tenant compte des tolérances géométriques et des incertitudes. Plus précisément, il s'est agi de développer un système de planification et de contrôle complet permettant la coopération de deux approches de vision distinctes, pour arriver à une reconstruction plus réaliste et enrichie de l'objet à analyser. En combinant une approche orientée contours utilisant une tête stéréoscopique et une méthode orientée surfaces faisant appel à une technique de vision par lumière structurée, cette thèse a aussi apporté sa contribution à un problème d'actualité, à savoir la fusion de données multi-capteurs. Cette problématique est largement étudiée par la communauté de la vision par ordinateur et notamment par ceux qui se préoccupent de la modélisation 3D d'une scène. Par ailleurs, la combinaison des données multi-capteurs constitue de fait une solution prometteuse permettant d'améliorer la qualité globale des mesures. Notre objectif principal est ainsi centré sur la mise au point de méthodes de traitement d'images, en vue d'une évaluation dimensionnelle d'objets manufacturés, à partir de séquences d'images de types variées (c'est-à-dire obtenues à partir de capteurs distincts).

Une première contribution de cette thèse nous a permis d'introduire trois approches originales de fusion de données 3D provenant, d'une part, d'une technique de stéréovision et, d'autre part, d'une technique de vision à lumière structurée. Le but est de combiner les deux reconstructions restituées par ces deux techniques, afin de produire une reconstruction enrichie répondant mieux aux exigences du contrôle qualité ou de l'inspection industriels. Cette combinaison de données de types différents améliore la qualité de la reconstruction 3D des objets, grâce à la complémentarité des données reconstruites. Nous avons ainsi proposé une première méthode de fusion, fondée sur l'exploitation de caractéristiques géométriques de la pièce à évaluer. Spécifiquement, cette approche exploite des surfaces planes adjacentes, comme par exemple les plans constituant la partie basse de la pièce « pale de turbine » utilisée pour valider cette méthode. Le recalage de données revient ensuite à estimer la transformation permettant de recalibrer des plans appariés, estimés à partir des deux types de données des reconstructions. En examinant la précision d'alignement des deux reconstructions, les résultats expérimentaux mettent en évidence la robustesse de la méthode proposée. Cette robustesse est satisfaisante, bien que nous ayons pris en considération l'ensemble des points, y compris les points aberrants réduisant souvent la précision, dans l'estimation des paramètres de recalage. L'évaluation de la robustesse de l'approche a reposé sur un critère d'évaluation basé sur la distance moyenne des points recalés par rapport aux plans correspondant. La deuxième approche développée a consisté à recalibrer les points de surface avec les plans estimés à partir des primitives 3D provenant de la reconstruction stéréoscopique. Cette approche peut être considérée comme étant une amélioration de la première méthode. La fusion de données revient, pour cette approche, à estimer les paramètres de la transformation en minimisant la distance moyenne entre les points de surface et les plans. Cette approche a aussi été jugée robuste, compte tenu des résultats obtenus, et son évaluation a été faite en utilisant le même critère que celui utilisé pour évaluer la première méthode. La dernière approche de fusion proposée, quant à elle, est une méthode générale de fusion de données qui

peut être appliquée notamment à des objets quasi-polyédriques comportant a minima des arêtes caractérisant l'objet. Les zones de la surface de l'objet considérées comme les régions d'intérêt pour cette méthode sont caractérisées par des arêtes de l'objet et sont fortement exploitées par cette approche. La fusion de données se résume ici au recalage des points de surface extraits de ces régions d'intérêt avec les primitives 3D correspondantes. Des critères d'évaluation appliqués aux trois méthodes développées ont été définis, afin d'évaluer avec objectivité nos développements. Pour la précision de la reconstruction enrichie, la comparaison des trois approches est au profit de la deuxième méthode, qui fournit des mesures très précises comparées au deux autres méthodes, ces dernières montrant des précisions quasi-identiques. En termes de temps d'exécution des approches, la comparaison est en faveur de la troisième méthode.

Les approches proposées sont relativement robustes. Cependant, la précision de ces approches est fortement liée à la précision aussi bien des données 3D initialement utilisées que des paramètres des capteurs. Par exemple, les erreurs observées pour les points de mesure 3D des contours horizontaux sont essentiellement dues à la phase d'appariement des points de contour et affectent de manière notable la qualité de la reconstruction et la fusion de données. La difficulté majeure pour les trois méthodes de fusion proposées réside dans le choix des points à utiliser pour l'estimation de la transformation de recalage pour atteindre une précision acceptable. Spécifiquement, pour réaliser un recalage précis avec la troisième approche, celle-ci requiert un nombre important de points caractérisant les régions d'intérêt nécessaires à cette méthode. Néanmoins, la disponibilité d'un nombre de points suffisants n'est pas toujours garantie. Cela affecte aussi notablement la précision de recalage souhaitée. Malgré les limites de cette approche, la précision obtenue reste acceptable.

Une deuxième contribution de cette thèse a consisté à développer et à utiliser une modélisation CAO de la scène réelle afin de guider judicieusement l'interprétation des résultats de traitement. L'approche développée génère des images conceptuelles correspondant au même point de vue que celui des images réelles utilisées. Ce qui permet la comparaison de primitives réelles et conceptuelles qui se correspondent. Cela permet de guider de manière efficace la procédure d'appariement des points de contour de la paire d'images stéréoscopique. Cette comparaison est aussi éventuellement mise à contribution lorsqu'une replanification des traitements (changement des conditions d'acquisition, déplacement de la pièce, paramètres des procédures de traitement, etc.) s'avère nécessaire pour élaborer une reconstruction significative de l'objet.

Une dernière contribution de la thèse a porté sur l'automatisation de notre approche de reconstruction en déployant une plate-forme Client / Serveur. Cette plate-forme repose sur les sockets TCP/IP permettant de transmettre les commandes lancées par notre outil de planification vers le poste de contrôle du banc expérimental. L'objectif est d'autoriser un déroulement automatique des processus de traitement, tout en synchronisant les opérations des différents acteurs de contrôle de l'application (poste de commande, poste de traitements, banc expérimental). Plus précisément, nous avons, d'une part, intégré le protocole TCP/IP dans les fichiers exécutables (actions) activés par les situations instanciées lors du parcours de nos graphes de situation. D'autre part,

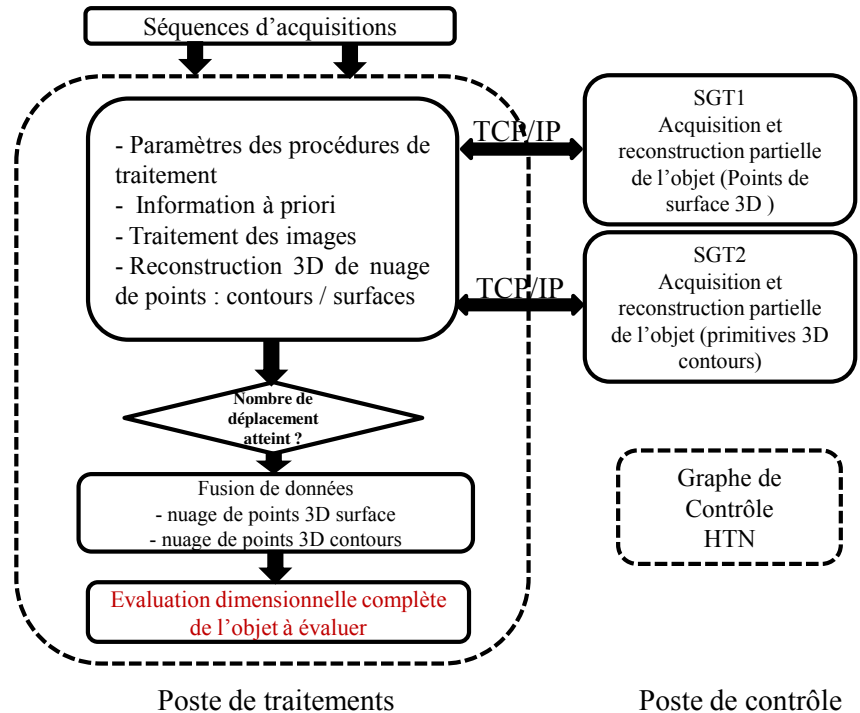


FIGURE 6.1 — Mode opératoire global du système de reconstruction et de mesure de pièces manufacturées mis en place. .

nous avons défini des règles de décision adaptées aux différents problèmes susceptibles d'être rencontrés par notre système de mesure, pendant l'exécution de l'application. L'approche développée inclut une capacité d'auto-adaptation, par le biais d'une replanification dynamique ajustant en ligne le parcours du graphe contrôlant la reconstruction, en fonction des résultats effectifs de traitement. Notre système de planification global gère ainsi la reconstruction tridimensionnelle partielle de type contour de la pièce manufacturée, la reconstruction partielle de type surface, ainsi que la reconstruction tridimensionnelle complète et enrichie faisant appel aux techniques de fusion de données 3D. Notre approche automatisée a été validée sur un banc expérimental. Cela nous a permis d'obtenir des reconstructions complètes de qualité à partir du parcours en ligne d'arbres de graphes de situations, des SGT, planifiant ces reconstructions. Pen-

dant l'exécution de l'application, ce système de planification et de contrôle fait appel à une connaissance a priori basée sur la modélisation CAO de la scène réelle, afin de mieux contrôler la qualité des images acquises. De plus, le système de contrôle corrige les images de qualité médiocre, non adaptée pour l'application, en utilisant des règles de décision spécifiques corrigeant prioritairement l'éclairage de la scène, comme illustré dans le chapitre 5. L'ajustement en ligne des conditions d'acquisition permet ainsi d'obtenir des images exploitables suffisamment contrastées. Par ailleurs, un second module de contrôle, le réseau hiérarchique de tâches (HTN), gère la séquence d'acquisitions et de traitement conduisant à une reconstruction complète de l'objet et à son évaluation. L'ensemble de ces traitements est planifié hors ligne dans le HTN. Ce graphe de contrôle détermine ainsi la séquence d'acquisitions à réaliser (dans notre cas, une suite d'acquisition par la tête stéréoscopique et une suite d'acquisition par la tête lumière structurée). Les traitements sont ensuite réalisés et contrôlés par le premier module de contrôle, notre SGT générique, qui fournit en sortie une reconstruction partielle pour chaque acquisition. Le graphe de contrôle HTN récupère ainsi, après chaque acquisition planifiée de la séquence correctement exploitée, la reconstruction partielle élaborée sous le contrôle du SGT. Pour obtenir une reconstruction 3D complète et enrichie, le graphe de contrôle procède à la fusion des reconstructions élaborées par les deux graphes de situations modélisant les deux têtes de mesure mises en œuvre et présentés dans le chapitre 5. Enfin, une phase d'évaluation de la qualité de la reconstruction 3D complète obtenue après fusion de données est réalisée par le graphe de contrôle. Ce mode opératoire est rappelé et résumé dans la Figure 6.1.

Perspectives

Les travaux présentés dans ce mémoire ont permis de développer un système cognitif pour la reconstruction complète et enrichie et pour l'évaluation 3D d'objets quasi-polyédriques incluant éventuellement des surfaces gauches. Le développement d'un tel dispositif a nécessité l'exploration de différentes techniques, avec le but d'améliorer significativement la précision de la reconstruction et la qualité de l'évaluation dimensionnelle. Ce travail d'exploration demande à être poursuivi. Plus particulièrement, trois pistes méritent d'être étudiées :

Dans ce travail, nous nous sommes particulièrement intéressés à l'automatisation complète du contrôle des conditions d'illumination, ainsi qu'à son intégration dans le système de mesure. Ainsi, les approches développées par Belhaoua, qui portaient notamment sur la planification du placement de sources d'illumination, ont pu être validées par le biais de nos SGTs. Néanmoins, l'automatisation complète de ces approches au niveau du banc de mesure reste à réaliser, bien que cela soit d'un intérêt majeur pour un système de mesure. Cela permettrait d'améliorer, sans intervention sur le banc de mesure, la qualité des images à acquérir et de réaliser une extraction contrôlée des indices visuels des images acquises, favorisant ainsi leur évaluation quantitative de manière robuste et fiable. De plus, l'intégration d'outils d'optimisation du dispositif d'illumination dans le banc de mesure est un facteur clef pour l'autonomie et la flexibilité du système de mesure par vision.

Par ailleurs, il serait utile d'étudier comment mieux fixer la valeur des paramètres

nécessaires aux différentes étapes de traitement, de l'acquisition à la reconstruction 3D, pour les deux systèmes de vision mis en œuvre. Nous suggérons ainsi d'étudier le problème du positionnement du capteur par rapport à la source lumineuse, une amélioration envisagée dans l'équipe portant sur l'utilisation d'un capteur mobile permettant de couvrir la totalité de l'objet à évaluer. Il serait ainsi aussi judicieux d'étudier comment améliorer l'étalonnage du capteur, en particulier en concevant une mire minimisant les erreurs de localisation des points étalons qui peuvent conduire à des paramètres d'étalonnage fortement entachés d'erreur. Ce qui par suite peut significativement affecter les résultats de reconstruction. Il pourrait aussi être intéressant de développer un module complémentaire capable d'adapter la méthode de traitement des images à la nature de l'objet à analyser. Cela permettrait de doter notre système de mesure d'une capacité supplémentaire d'adaptation pour mieux prendre en compte des pièces de formes variées.

Enfin, d'autres travaux en cours dans notre équipe portent sur le développement d'une technique d'imagerie polarimétrique pour évaluer les objets, afin de compléter la description de l'objet. La combinaison des techniques d'imagerie polarimétrique avec les approches déjà mises en place permettrait de quantifier la géométrie de la pièce, son état de surface et sa (ses) couleur(s). Ceci pourrait être réalisé en intégrant l'ensemble des outils nécessaires à la reconstruction par polarimétrie (les méthodes d'analyse d'images) dans un SGT modélisant le dispositif polarimétrique. La difficulté réside ici dans le fait que le capteur polarimétrique est très différent des capteurs utilisés dans cette thèse. Un recalage de données devra donc ici aussi être envisagé pour permettre l'expression des données de reconstruction obtenues par les différents capteurs dans un même référentiel absolu, afin de construire l'empreinte numérique d'un objet manufacturé.

Liste des publications

Revue internationale

Ammar. Hannachi, Sophie. Kohler, Alex. Lallement, Ernest. Hirsch, Towards a high-precision quality control of manufactured parts based on computer vision using a multi-sensor data fusion, (to be submitted) at : Machine vision and applications Journal.

Conférences internationales avec comité de lecture

- **Ammar. Hannachi**, Sophie. Kohler, Alex. Lallement, Ernest. Hirsch. Mutli-sensor data fusion for a realistic and accurate 3D reconstruction, IEEE 5th European Workshop on Visual Information Processing, Décembre 10-12 2014.
- **Ammar. Hannachi**, Sophie. Kohler, Alex. Lallement, Ernest. Hirsch. A comparative study of multi-sensor data fusion methods for a high precision assessment of manufactured parts, 12th International Conference on Quality Control by Artificial Vision QCAV, June 3-5 2015.

Annexe

Procédure d'étalonnage

L'étalonnage d'une caméra consiste à déterminer ses paramètres intrinsèques et extrinsèques. Le calcul de ces paramètres est essentiel pour construire une structure tridimensionnelle euclidienne de la scène à partir d'images de celle-ci. L'étalonnage est réalisé à partir d'une liste de correspondances décrivant les liens entre les coordonnées de pixels dans l'image et les coordonnées de leurs correspondants dans la scène réelle. L'étalonnage de la caméra se fait en calculant d'abord sa matrice de projection. Celle-ci est ensuite décomposée de manière à en extraire les paramètres recherchés.

Pour effectuer l'étalonnage d'une caméra, on utilise le plus souvent un objet étalon (comme par exemple une mire ou une grille) pour lequel les coordonnées de points caractéristiques sur sont connues et exprimées dans un repère de référence absolu. La connaissance des ces points marqués sur l'objet étalon conduit linéairement aux éléments de la matrice de projection. Ces points marqués peuvent être des coins, des intersections de lignes droites, des cercles ou d'autres primitives facile à détecter dans une image de l'objet étalon.

La géométrie intrinsèque de la caméra et certaines caractéristiques de l'optique associée sont décrites par l'ensemble des paramètres intrinsèques, tandis que les paramètres extrinsèques permettent de définir la position de la caméra dans la scène par rapport à un repère de référence. De nombreuses méthodes ont été définies pour déterminer ces deux ensembles de paramètres. Les plus répandues sont les techniques de Tsai [Tsai86] et Zhang [Zhang00]. Ces techniques reposent sur la détection des points d'intérêts tels que les coins ou les jonctions dans l'image et dont les coordonnées dans la scène sont parfaitement connues. Le fait d'utiliser une mire plane simplifie la modélisation mathématique du problème d'étalonnage.

Chaque point de la mire et son projeté dans l'image vérifie l'équation de projection décrite par la matrice de projection. Cela peut s'exprimer, en coordonnées homogènes, de la manière suivante :

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_s \\ Y_s \\ Z_s \\ 1 \end{pmatrix} \quad (6.1)$$

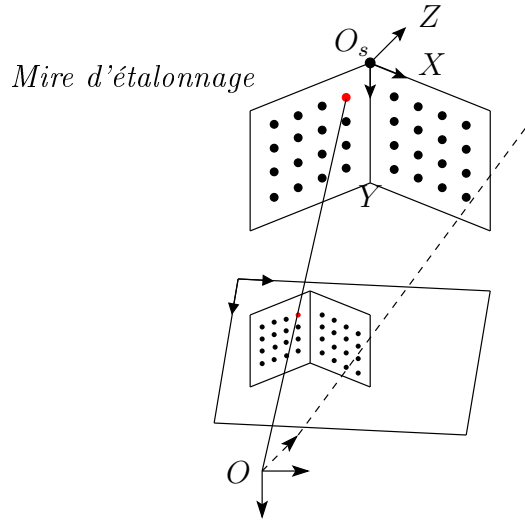


FIGURE 6.2 — Principe de projection d'un point 3D de l'objet étalon sur le plan image (principe de construction de la liste de correspondances).

Le point P de la mire de coordonnées homogènes $(X_s, Y_s, Z_s, 1)$ a un unique projeté p dans l'image de coordonnées image $(u, v, 1)$ vérifiant l'équation précédente. L'ensemble des paramètres m_{ij} sont les éléments de la matrice de projection à déterminer. À partir de l'équation (1), on peut déduire que chaque point de la mire et son projeté sur l'image vérifiant le système d'équation suivant :

$$u = \frac{m_{11}X_s + m_{12}Y_s + m_{13}Z_s + m_{14}}{m_{31}X_s + m_{32}Y_s + m_{33}Z_s + m_{34}} \quad (6.2)$$

$$v = \frac{m_{21}X_s + m_{22}Y_s + m_{23}Z_s + m_{24}}{m_{31}X_s + m_{32}Y_s + m_{33}Z_s + m_{34}} \quad (6.3)$$

En éliminant le dénominateur de chacune de ces équations, on obtient :

$$m_{11}X_s + m_{12}Y_s + m_{13}Z_s + m_{14} - m_{31}X_s u - m_{32}Y_s u - m_{33}Z_s u - m_{34}u = 0 \quad (6.4)$$

$$m_{21}X_s + m_{22}Y_s + m_{23}Z_s + m_{24} - m_{31}X_s v - m_{32}Y_s v - m_{33}Z_s v - m_{34}v = 0 \quad (6.5)$$

La détermination des valeurs des éléments de la matrice M nécessite l'utilisation d'au moins 6 points non coplanaires. Avec un nombre $n(n \geq 6)$ de correspondances $P_i \rightarrow p_i$, avec $(i = 1 \dots n)$, P_i les points de la mire et p_i leurs projections dans l'image, le problème revient à résoudre le système surdéterminé d'équations, du type $B.m = 0$, suivant :

où B est une matrice de dimension $2n \times 12$ et m le vecteur colonne regroupant les éléments de la matrice M . Les éléments de la matrice B sont uniquement fonction des coordonnées $P_i = (X_i, Y_i, Z_i, 1)^T$ et $p_i = (x_i, y_i, 1)^T$ des points de la mire et de leurs projections.

Une solution non triviale, au sens des moindres carrés, pour le système surdéterminé peut être obtenue en utilisant la décomposition en valeur singulière de la matrice B .

D'autres méthodes conduisent à une solution en imposant une contrainte, par exemple $m_{34} = 1$, ou $(m_{31}^2 + m_{32}^2 + m_{33}^2 = 1)$ comme proposé par Faugeras et Toscani [FT87]. Toutes ces méthodes estiment les paramètres intrinsèques et extrinsèques à un facteur multiplicatif près. En complément, de manière générale, les valeurs des éléments de la matrice estimées dans un premier temps linéairement sont raffinées en minimisant, au sens des moindres carrés non linéaires, le critère suivant :

$$C(M) = \sum_{i=1}^{i=n} d(p_i, MP_i)^2 \quad (6.6)$$

où $d(p_i, MP_i)$ est la distance euclidienne entre le point p_i et le projeté MP_i du point P_i .

Même si de nombreuses techniques d'étalonnage existent dans la littérature, les plus utilisées sont celles proposées par Tsai [87,86] et par Zhang [00].

Le calcul des paramètres

Si les valeurs de la matrice de projection M sont connues, on peut aisément en déduire les valeurs des paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra. On désigne par m_i ($i = 1, 2$ et 3) les vecteurs correspondants aux lignes de la sous matrice gauche de dimension 3×3 de la matrice M réécrite de la manière suivante :

$$M = \begin{pmatrix} m_1^T & m_{14} \\ m_2^T & m_{24} \\ m_3^T & m_{34} \end{pmatrix} \quad (6.7)$$

Les paramètres intrinsèques sont alors estimés à partir des relations suivantes (pour une définition de ces paramètres, voir section 2.4.1.1.2) :

Ces paramètres forment la matrice I_c (voir équation 2.10), une des composantes de la matrice de projection M (voir équation 2.15).

Les paramètres extrinsèques peuvent aussi être directement déterminés à partir de la matrice de projection M et de la matrice des paramètres intrinsèques I_c :

$$[R|t'] = I_c^{-1}M, t = -R^T t' \quad (6.8)$$

R est t sont respectivement la matrice de rotation et le vecteur de translation recherchés.

Bibliographie

- [AH88] N. AYACHE et C.D. HANSEN : Rectification of images for binocular and trinocular stereovision. *In Proceedings of the 9th International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 11–16, November 1988.
- [AN02] Michael ARENS et Hans-Hellmut NAGEL : Representation of behavioral knowledge for planning and plan-recognition in a cognitive vision system. *In KI 2002 : Advances in Artificial Intelligence, 25th Annual German Conference on AI, KI 2002, Aachen, Germany, September 16-20, 2002, Proceedings*, pages 268–282, 2002.
- [AN03] M. ARENS et H. H. NAGEL : Behavioral Knowledge Representation for the Understanding and Creation of Video Sequences. *In KI 2003 : Advances in Artificial Intelligence*, pages 149–163. 2003.
- [APSB01] X. ARMANGUÉ, J. PAGÈS, J. SALVI et J. BATLLE : Comparative survey on fundamental matrix estimation. *International Journal of Computer Vision.*, pages 227–232, 2001.
- [Aya89a] Nicholas AYACHE : *Vision Stéréoscopique et Perception Multisensorielle : Application à la robotique mobile*. Inter-Editions (MASSON), 1989.
- [Aya89b] Nicolas AYACHE : *Vision pour perception multisensorielle : Application à la robotique mobile*. InterEditions, Paris, 1989.
- [Bel11] Abdelkrim BELHAOUA : *Planification et automatisation d'une reconstruction 3D par stereovision-Prise en compte des incertitudes et optimization de l'illumination*. Thèse de doctorat, Université de Strasbourg, France, 2011.
- [Bey92] Horst A. BEYER : *Geometric and Radiometric Analysis of a CCD-camera Based Photogrammetric Close-range System*. Thèse de doctorat, ETH-Zurich, Suisse, 1992.
- [Bey05] Far Aicha BEYA : *Analyse multi-images. Application à l'extraction contrôlée d'indices images et à la détermination de descriptions scéniques*. Thèse de doctorat, Université de Strasbourg , France, 2005.
- [BKH] A. BELHAOUA, S. KOHLER et E. HIRSCH : Determination of optimal lighting position in view of 3d reconstruction error minimization. *In ISS*, pages 408–414.

- [BKH09] A. BELHAOUA, S. KOHLER et E. HIRSCH : Estimation of 3d reconstruction errors in a stereo-vision system. volume 7390, pages 73900X–73900X–10, 2009.
- [BKH10] Abdelkrim BELHAOUA, Sophie KOHLER et Ernest HIRSCH : Error evaluation in a stereovision-based 3d reconstruction system. *EURASIP J. Image and Video Processing*, 2010(6), 2010.
- [BM92] Paul J. BESL et Neil D. MCKAY : A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 14(2):239–256, février 1992.
- [BMRa94] Pascal BRAND, Roger MOHR et Lilia Inria RHONES-ALPES : Accuracy in image measure. In *In Proc. SPIE, Videometrics III*, pages 218–228, 1994.
- [Bou94] Boufama BOUBAKEUR : *Reconstruction tridimensionnelle en vision par ordinateur : cas des caméras non étalonnées*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1994.
- [BPM90] D. Ghazanfarpour B. PEROCHE, J. Argence et D. MICHELUCCI : *La synthèse d'images*. Editions Hermès, Paris, 1990.
- [BSM98] Boubakeur BOUFAMA-SEDDIK et Roger MOHR : A stable and accurate algorithm for computing epipolar geometry. *IJPRAI*, 12(6):817–840, 1998.
- [Can86] J CANNY : A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8(6):679–698, juin 1986.
- [CCZ⁺95] Gabriella CSURKA, Gabriella CSURKA, Cyril ZELLER, Cyril ZELLER, Zhenyou ZHANG, Zhengyou ZHANG, Olivier FAUGERAS, Olivier FAUGERAS et Projet ROBOTVIS : Characterizing the uncertainty of the fundamental matrix. *Computer Vision and Image Understanding*, 68(1):18–36, 1995.
- [CDGV08] Yuk Hin CHAN, Patrice DELMAS, GIMEL'FARB et Robert VALKENBURG : On fusion of active range and passive stereo data for 3d scene modeling. In *23rd International Conference on Image and Vision Computing*, 2008.
- [CDGV09] Yuk Hin CHAN, Patrice DELMAS, Georgy L. GIMEL'FARB et Robert VALKENBURG : Accurate 3d modelling by fusion of potentially reliable active range and passive stereo data. In Xiaoyi JIANG et Nicolai PETKOV, éditeurs : *CAIP*, volume 5702 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 848–855. Springer, 2009.
- [CR89] François CHAMETTE et Patrick RIVES : Modélisation et calibration d'une caméra. In *7ème congrès AFCET Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, RFIA '89*, volume 1, pages 527–536, Paris, France, November 1989.
- [Der87] R. DERICHE : Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *The International Journal of Computer Vision*, 1(2):167–187, mai 1987.
- [DK02] Guilherme N. DESOUZA et Avinash C. KAK : Vision for mobile robot navigation : A survey. *IEEE, TRANS. PAMI*, 24(2):237–267, 2002.

- [DSVG03] Paulo DIAS, Vítor SEQUEIRA, Francisco VAZ et João G. M. GONÇALVES : Registration and fusion of intensity and range data for 3d modelling of real world scenes. *In 3DIM*, pages 418–426. IEEE Computer Society, 2003.
- [DZLF94] Rachid DERICHE, Zhengyou ZHANG, Quang-Tuan LUONG et Olivier D. FAUGERAS : Robust recovery of the epipolar geometry for an uncalibrated stereo rig. *In Jan-Olof EKLUNDH, éditeur : ECCV (1)*, volume 800 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 567–576. Springer, 1994.
- [Eri96] Marchand ERIC : *Stratégies de perception par vision active pour la reconstruction et l'exploration de scènes statiques*. Thèse de doctorat, University de Rennes I, France, 1996.
- [Eva98] Ludovic EVARD : *Contribution à la reconstruction surfacique par organisation perceptuelle sous vision monoculaire en lumière structurée*. Thèse de doctorat, Université de Littoral, Boulogne-sur-Mer, France, 1998.
- [Fau92] Olivier D. FAUGERAS : What can be seen in three dimensions with an uncalibrated stereo rig. *In Proceedings of the Second European Conference on Computer Vision, ECCV '92*, pages 563–578, London, UK, UK, 1992. Springer-Verlag.
- [Fau93] Olivier FAUGERAS : *Three-dimensional Computer Vision : A Geometric Viewpoint*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1993.
- [FFT⁺98] A. FUSIELLO, A. FUSIELLO, E. TRUCCO, E. TRUCCO, A. VERRI et A. VERRI : Rectification with unconstrained stereo geometry. *In British Machine Vision Conference*, pages 400–409. BMVA Press, 1998.
- [FKE05a] A.B. FAR, Sophie KOHLER et Hirsch ERNEST : 3d reconstruction of manufactured parts using bi-directional stereovision-based contours matching and comparison of real and synthetic images. *In Machine Vision Applications , 9th IAPR Conference on*, pages 456–459, Tsukuba, Japan, 2005.
- [FKE05b] A.B. FAR, Sophie KOHLER et Hirsch ERNEST : Reconstruction 3d de pièces industrielles à partir d'une segmentation et d'un appariement robustes d'images stéréoscopiques. *In Journées francophone des jeunes chercheurs en vision par ordinateur*, Clermont-Ferrand, France, 2005. ORASIS.
- [Fré97] Devernay FRÉDÉRIC : *Vision stéréoscopique et propriétés différentielles des surfaces*. Thèse de doctorat, Ecole polytechnique , France, 1997.
- [GBCA03] G. GUIDI, J. A. BERARDIN, S. CIOFI et C. ATZENI : Fusion of range camera and photogrammetry : A systematic procedure for improving 3-d models metric accuracy. *Trans. Sys. Man Cyber. Part B*, 33(4):667–676, août 2003.
- [GF97] Brigitte GÉRAUD et Gilles FOULON : Une technique de rectification sans contrainte. *In In colloque GRETSI*, pages 415–418, 1997.
- [GHEB11] Stefan GERNHARDT, Stefan HINZ, Michael EINEDER et Richard BAMLER : 4d city information - fusion of multi-aspect angle high resolution ps point clouds. *In Urban Remote Sensing Event(JURSE), Joint*, 2011.

- [GLZH02] Pierre GRAEBLING, Alex LALLEMENT, Da-Yi ZHOU et Ernest HIRSCH : Optical high-precision three-dimensional vision-based quality control of manufactured parts by use of synthetic images and knowledge for image-data evaluation and interpretation. *Appl. Opt.*, 41(14):2627–2643, May 2002.
- [Har94] Richard I. HARTLEY : Euclidean reconstruction from uncalibrated views. *In Proceedings of the Second Joint European - US Workshop on Applications of Invariance in Computer Vision*, pages 237–256, London, UK, UK, 1994. Springer-Verlag.
- [Har97] Richard I. HARTLEY : In defense of the eight-point algorithm. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 19(6):580–593, juin 1997.
- [HHAR99] R. I. HARTLEY, E. HAYMAN, L. AGAPITO et I. D. REID : Camera calibration and the search for infinity. *In Proc. 7th International Conference on Computer Vision, Kerkyra, Greece*, pages 510–517, 1999.
- [HM93] R. HORAUD et O. MONGA : *Vision par ordinateur : outils fondamentaux*. Editions Hermès, Paris, 1993.
- [Hor00] R. HORAUD : Vision 3d projective, affine et euclidienne. Research report, 2000.
- [KFE07] Sophie KOHLER, A.B. FAR et Hirsch ERNEST : Dynamic (re)planing of 3d automated reconstruction using situation graph trees and illumination adjustment. *In Quality Control by Artificial Vision, 8th International Conference on*, pages 6356–1, Le creusot, France, 2007. Proceedings SPIE.
- [KGC98] Ghassan KWAITER, Véronique GAILDRAT et René CAUBET : Modelling with constraints : A bibliographical survey. *In IV*, pages 211–221. IEEE Computer Society, 1998.
- [KS06] Klaus-Dieter KUHNERT et Martin STOMMEL : Fusion of stereo-camera and pmd-camera data for real-time suited precise 3d environment reconstruction. *In IROS*, pages 4780–4785. IEEE, 2006.
- [LDFP93] Quang-Tuan LUONG, Rachid DERICHE, Olivier FAUGERAS et Théodore PAPADOPOULO : On determining the fundamental matrix : analysis of different methods and experimental results. Research Report RR-1894, 1993.
- [LF94] Q.-T. LUONG et O. D. FAUGERAS : On the direct determination of epipoles : a case study in algebraic methods for geometric problems. *In International Conference on Pattern Recognition*, pages A-243–247, 1994.
- [LF98] Q.-T. LUONG et O. D. FAUGERAS : On the determination of epipoles using cross-ratios. *Computer Vision and Image Understanding*, 71(1):1–18, 1998.
- [LH87] H. C. LONGUET-HIGGINS : Readings in computer vision : Issues, problems, principles, and paradigms. chapitre A Computer Algorithm for Reconstructing a Scene from Two Projections, pages 61–62. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 1987.

- [Luo92] Quang.Tuan. LUONG : *Matrice fondamentale et autocalibration en vision par ordinateur*. Thèse de doctorat, Université de Paris-Sud, Orsay, France, 1992.
- [Mar82] David MARR : *Vision : a computational investigation into the human representation and processing of visual information*. Henry Holt and Co., Inc. New York, NY, USA, 1st édition, 1982.
- [MK98] Amol Dattatraya MALI et Subbarao KAMBHAMPATI : Encoding htn planning in propositional logic. *In* Reid G. SIMMONS, Manuela M. VELOSO et Stephen F. SMITH, éditeurs : *AIPS*, pages 190–198. AAAI, 1998.
- [MSS94] T.A. Clarke M.R. SHORTIS et T. SHORT. : A comparison of some techniques for the subpixel location of discrete target image. *In* A. GRUEN et E. P. BALTSAVIAS, éditeurs : *In Sabry F. El-Hakim, editor, Videometric III*, Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series 2350, pages 239–250, novembre 1994.
- [Nag99] Hans-Hellmut NAGEL : Natural language description of image sequences as a form of knowledge representation. *In* Wolfram BURGARD, Thomas CHRISTALLER et Armin B. CREMERS, éditeurs : *KI*, volume 1701 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 45–60. Springer, 1999.
- [NCP] Senin N, B. M. COLOSIMO et M. PACELLA : *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 29(1), février.
- [NS06] Bradley D. NULL et Eric D. SINZINGER : Next best view algorithms for interior and exterior model acquisition. *In Advances in Visual Computing*, volume 4292 de *Lecture Notes in Computer Science*, pages 668–677. Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- [Ois98] Lionel OISEL : *Reconstruction 3D de scènes complexes à partir de séquences vidéo non calibrées : estimation et maillage d'un champ de disparité*. Thèse de doctorat, Université de Rennes I, France, 1998.
- [Peu] B. PEUCHOT : Accurate subpixel detectors. *In In 14th International Conference IEEE EMBS*.
- [PG98] Jean PONCE et Yakup GENC : Epipolar geometry and linear subspace methods : A new approach to weak calibration. *International Journal of Computer Vision*, 28(3):223–243, 1998.
- [PVG] C. POHL et J. L. VAN GENDEREN : Multisensor image fusion in remote sensing : concepts, methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*, 19(5):823–854, mars.
- [RAH05] Khemmar REDOUANE, Lallement ALEX et Ernest HIRSCH. : Design of an intelligent self-reasoning system for the automated vision-based evaluation of manufactured parts. *In 7th International Conference on Quality Control by Artificial Vision, QCAV'05*, pages 241–246, Nogaya, Japan, 2005.
- [RAH06] Khemmar REDOUANE, Lallement ALEX et Ernest HIRSCH. : Steps towards an intelligent self-reasoning system for the automated vision-based evalua-

- tion of manufactured parts. *In 2nd Workshop on Applications of Computer Vision, ACV'06, Graz, Austria, 2006.*
- [Red05] Khemmar REDOUANE : *Extraction contrôlée d'indices image et automatisation de la reconstruction 3D. Application à la mesure dimensionnelle par vision par ordinateur.* Thèse de doctorat, Université de Strasbourg , France, 2005.
- [SA91] Bikash SABATA et J.K. AGGARWAL : Estimation of motion from a pair of range images : A review. *CVGIP : Image Understanding*, 54(3):309 – 324, 1991.
- [SB97] Stephen M. SMITH et J. Michael BRADY : Susan—a new approach to low level image processing. *Int. J. Comput. Vision*, 23(1):45–78, mai 1997.
- [SBC⁺12] Choi S, Han B, Oh CH, H. G. CHOO, Kim J et Sohn K : Hybrid approach for accurate depth acquisition with structured light and stereo camera. *In IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting BMSB*, 2012.
- [SC07] Toni SCHENK et Beata CSATHO : Fusing imagery and 3d point clouds for reconstructing visible surfaces of urban scenes. *In Urban Remote Sensing Joint Event*, 2007.
- [Tos87] TOSCANI : *Système de calibration optique et perception du mouvement en vision artificielle.* Thèse de doctorat, Université d'Orsay, France, 1987.
- [Tsa86] Roger Y. TSAI : An Efficient and Accurate Camera Calibration Technique for 3D Machine Vision. *In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami Beach, FL*, pages 364–374, 1986.
- [TY95] Bernard THIESSE et Yann YVINEC : Estimating the fundamental matrix from phase based 2D disparity. *In Second Asian Conference on Computer Vision, ACCV'95, Singapour, 05/12/1995-08/12/1995*, pages 215–218, Singapour, décembre 1995. School of Electrical and Electronic Engineering.
- [VHV91] Sabine VAN HUFFEL et J. Joos VANDEWALLE : *The total least squares problem : computational aspects and analysis*, volume 9 de *Frontiers in applied mathematics*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 1991.
- [WB92] H. WANG et J.M. BRADY. : Corner detection with subpixel accuracy. *In Technical Report OUEL 1925/92, Dept. Engineering Science*, Oxford University, 1992.
- [WC90] G. A. W. WEST et T. A. CLARKE : A survey and examination of subpixel measurement techniques. *In A. GRUEN et E. P. BALTSAVIAS, éditeurs : Close-Range Photogrammetry Meets Machine Vision*, volume 1395 de *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series*, pages 456–463, août 1990.

- [WCR92] Juyang WENG, Paul R. COHEN et Nicolas REBIBO : Motion and structure estimation from stereo image sequences. *IEEE T. Robotics and Automation*, 8(3):362–382, 1992.
- [WDA98] L.M WONG, Christophe DUMONT et M.A ABIDI : A next best view algorithm for object reconstruction. *Sensor fusion and decentralized control in robotic systems.*, 3523:191–200, 1998.
- [WWM96] Wei WANG, Chengke WU et Roger MOHR : Estimating the Fundamental Matrix Based on a New Constraint. In Robert A. MELTER, Angela Y. WU et Longin J. LATECKI, éditeurs : *SPIE Conference on Videometrics*, volume 2826, pages 324–330, Philadelphia, United States, septembre 1996. SPIE.
- [YHS95] S.K. YI, R.M. HARALICK et L.G. SHAPIRO : Optimal sensor and light source positioning for machine vision. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1):122 – 137, 1995.
- [Yil07] Alper YILMAZ : Sensor fusion in computer vision. In *Urban Remote Sensing Joint Event*, 2007.
- [ZAZZ10] Zhichao ZHANG, Mingyao AI, Zhenyu ZHANG et Yixuan ZHU : Multi-resolution 3d reconstruction of city statue based on laser scanning and photogrammetric concept. In *Geoinformatics*, pages 1–4. IEEE, 2010.
- [Zha96] Zhengyou ZHANG : On the epipolar geometry between two images with lens distortion. In *In Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, Vienna, Austria*, pages 407–411, août 1996.
- [Zha98] Zhengyou ZHANG : Determining the epipolar geometry and its uncertainty : A review. *Int. J. Comput. Vision*, 27(2):161–195, avril 1998.
- [Zho00] D.Y. ZHOU : *Application à la comparaison d’images réelles et conceptuelles à l’extraction contrôlée d’indices images et à la métrologie dimensionnelle*. Thèse de doctorat, Université de Strasbourg, France, 2000.

Résumé

La fabrication de pièces manufacturées génère un nombre très important de données de différents types définissant les géométries de fabrication ainsi que la qualité de production. Ce travail de thèse s'inscrit dans le cadre de la réalisation d'un système de vision cognitif dédié à l'évaluation d'objets 3D manufacturés incluant éventuellement des surfaces gauches, en tenant compte des tolérances géométriques et des incertitudes. Ce système permet un contrôle exhaustif de pièces manufacturées et offre la possibilité d'une inspection tridimensionnelle automatique de la pièce. La mise en place d'un système de mesures multi-capteurs (passifs et actifs) a permis d'améliorer significativement la qualité d'évaluation par le biais d'une reconstruction tridimensionnelle enrichie de l'objet à évaluer. En particulier, nous avons employé simultanément un système stéréoscopique de vision et un système à projection de lumière structurée afin de reconstruire les contours et les surfaces de différents objets 3D.

Mots clés : Vision stéréoscopique, Lumière structurée, Planification, Fusion de données 3D, Recalage.

Abstract

Producing industrially manufactured parts generates a very large number of data of various types defining the manufacturing geometries as well as the quality of production. This PhD work has been carried out within the framework of the realization of a cognitive vision system dedicated to the 3D evaluation of manufactured objects including possibly free form surfaces, taking into account the geometric tolerances and uncertainties. This system allows the comprehensive control of manufactured parts, and provides the means for their automated 3D dimensional inspection. The implementation of a multi-sensor (passive and active) measuring system enabled to improve significantly the assessment quality through an enriched three-dimensional reconstruction of the object to be evaluated. Specifically, we made use simultaneously of a stereoscopic vision system and of a structured light based system in order to reconstruct the edges and surfaces of various 3D objects.

Keywords : Stereoscopic Vision, Structured Light, Planning, 3D Data Fusion, Registration.