

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

**Discipline : Electronique, Electrotechnique, Automatique
(EEA)**

Spécialité Traitement d'images et vision par ordinateur

par

Abdelkrim BELHAOUA

**Planification et automatisation d'une reconstruction 3D
par stéréovision – Prise en compte des incertitudes et
optimisation de l'illumination.**

Soutenue publiquement le 18 janvier 2011

Membres du jury

Directeur de thèse : Pr. Ernest Hirsch, LSIIT, Université de Strasbourg

Rapporteur externe : Pr. Fabrice Mériaudeau, Le2i, Université de Bourgogne

Rapporteur externe : Pr. Jean-Charles Pinoli, CIS, Ecole Nationale Supérieure des
Mines de Saint-Etienne

Examineur : Pr. Pierre Ambs, MIPS, Université de Haute Alsace

Examinatrice : Mme Sophie Kohler, MCF, MIPS, Université de Haute Alsace

Remerciements

J'adresse d'abord mes remerciements au Professeur Jean-Charles Pinoli et au Professeur Fabrice Mériaudeau d'avoir accepté de rapporter ce travail et au Professeur Pierre Ambs d'avoir accepté d'examiner ce travail.

J'ai été particulièrement heureux de travailler sous la direction du Professeur Ernest Hirsch, responsable de l'équipe « Modèles, Images et Vision » du LSIIT (Laboratoire des Sciences de l'Images, de l'Informatique et de la Télédétection, UMR CNRS 7005). Je salue son encadrement, mélangeant grande compétence scientifique, disponibilité et bonne humeur. Il a su, tout au long de ces trois années, me guider avec ses recommandations tout en permettant de travailler de façon efficace dans un cadre agréable.

Je tiens à remercier Sophie Kohler qui m'a remarquablement encadré depuis mes débuts au LSIIT jusqu'à la fin de ma thèse, et avec qui j'ai beaucoup de plaisir à travailler. Sa passion pour la recherche, son dynamisme, son intérêt pour mon travail et ses qualités humaines m'ont beaucoup apporté et m'ont appris à ne jamais baisser la tête face aux difficultés que la recherche fait surgir.

Je voudrais aussi remercier vivement Alex Lallement qui m'a souvent fait partager sa curiosité scientifique.

Merci aux collègues de l'équipe Modèles, Images et Vision pour m'avoir accueilli dans leur groupe et pour avoir montré beaucoup de disponibilité pour répondre à mes questions.

Je remercie particulièrement Fatma Abdelmoulah et Swati Sharma pour l'ambiance amicale et fraternelle qui a régné entre nous. Je leur souhaite une bonne continuation.

Enfin, je remercie mes parents et toute ma famille ainsi que mes amis, qui ont été présents pendant ces trois années. Leur soutien m'a beaucoup aidé personnellement pour pouvoir mener ce travail à son terme.

Table des matières

Introduction générale	1
1 Contexte des travaux et objectifs de la thèse	5
1.1 Introduction	5
1.2 Inspection automatisée	5
1.3 Principe de la stéréovision	9
1.3.1 Modèle géométrique d'une caméra	9
1.3.2 Étalonnage d'une caméra	13
1.3.3 Géométrie épipolaire	14
1.4 Traitement des images en vue d'une reconstruction 3D	15
1.4.1 Segmentation des images	16
1.4.2 Mise en correspondance	18
1.4.3 Reconstruction 3D	19
1.4.4 Fusion de données 3D et évaluation dimensionnelle	20
1.5 Que peut-on attendre de cette thèse?	20
2 Optimisation du placement des sources d'illumination	23
2.1 Introduction	23
2.2 Etat de l'art	24
2.3 Conclusion sur l'état de l'art	27
2.4 Formulation du problème	28
2.5 Facteurs liés à la planification	31
2.6 Stratégie de planification	31
2.6.1 Principe de la méthode du placement des sources d'illumination	32
2.6.2 Calcul du contraste	35
2.6.3 Calcul de la variance	36
2.7 Critères	38
2.8 Description du dispositif expérimental	39
2.8.1 Application de l'algorithme de planification	39
2.8.2 Traitement d'images - choix des valeurs des paramètres	42
2.9 Résultats et discussion	48
2.10 Conclusion	57
3 Estimation et propagation d'erreur	59
3.1 Incertitude de mesure	59
3.2 Sources d'erreur	62
3.2.1 Erreur induite par le modèle de la caméra	62
3.2.2 Erreurs liées au traitement des images	63
3.2.3 Erreurs d'étalonnage	63
3.2.4 Erreurs liées à la mise en correspondance 2D	64

3.2.5	Erreurs de reconstruction 3D	65
3.2.6	Erreurs liées à la mise en correspondance 3D	65
3.2.7	Relation entre les erreurs 2D et 3D	66
3.3	Etat de l'art de l'analyse et de la propagation d'erreur	66
3.4	Évaluation de l'erreur liée à la détection de points de contour	68
3.4.1	Approximation d'une liste de points par un segment de droite	68
3.4.2	Approximation d'une liste de points de contour par une ellipse	70
3.4.3	Estimation des erreurs liées à la détection de points de contour	75
3.4.4	Analyse d'erreur 2D	77
3.4.5	Propagation des erreurs liées à la détection de points de contour	82
3.4.6	Analyse des erreurs 3D estimées	83
3.5	Evaluation de la qualité de la mise en correspondance 2D	85
3.5.1	Principe de l'appariement de contours	90
3.5.2	Estimation de la matrice fondamentale	93
3.5.3	Evaluation de la matrice fondamentale	94
3.6	Rectification des images	97
3.7	Conclusion	107
4	Modélisation et automatisation d'un système de vision	109
4.1	Introduction	109
4.2	Travaux antérieurs	111
4.2.1	Planification d'une reconstruction 3D par lumière structurée	112
4.2.2	Planification d'une reconstruction 3D par stéréovision	114
4.2.3	Bilan des travaux antérieurs	114
4.3	Graphe de situation	116
4.4	Modélisation de la reconstruction 3D par les SGT	119
4.5	Parcours du SGT développé dans cette thèse	122
4.6	Conclusion	133
5	Conclusions et perspectives	135
5.1	Conclusions	135
5.2	Perspectives	137
A	Etalonnage stéréoscopique	141
A.1	Etalonnage stéréoscopique	141
A.2	Méthodes d'étalonnage	142
B	Programmation séparable	145
	Bibliographie	147

Table des figures

1.1	Ensemble des étapes hors-ligne en vue de l'inspection automatisée . . .	7
1.2	Modèle géométrique de la caméra	11
1.3	Principe de l'étalonnage d'une caméra	14
1.4	Géométrie d'un capteur stéréoscopique	15
2.1	Deux types de réflexion (cas idéal).	29
2.2	Représentation schématique de la relation entre incertitudes 2D et 3D	30
2.3	Principe d'ajustement de la position des sources d'illumination . . .	33
2.4	Exemple d'image en appliquant la technique de segmentation de Köhler	36
2.5	Exemple d'estimation du contraste local	37
2.6	Dispositif expérimental	40
2.7	Images de la pièce à évaluer d'une paire stéréoscopique	40
2.8	Construction d'une sphère géodésique à partir d'un icosaèdre	41
2.9	Faces visibles de la pièce test	42
2.10	Détection de contours dans l'image gauche de la paire stéréoscopique	43
2.11	Contours de la pièce visibles du point de vue courant du capteur . .	43
2.12	Exemple de détection d'un contour	44
2.13	Détection de contours dans l'image gauche de paires stéréoscopiques	46
2.14	Détection de contours dans l'image droite de paires stéréoscopiques .	47
2.15	Stratégie de planification pour le placement du dispositif d'éclairage	49
2.16	Emplacement des sources lumineuses L_1 et L_2 par rapport à la pièce.	50
2.17	les positions retenues en utilisant la programmation séparable	52
2.18	Images acquises, traitées pour la caméra gauche L_1	53
2.19	Images acquises, traitées pour la caméra gauche L_2	54
2.20	Images acquises, traitées pour la caméra droite L_1	55
2.21	Images acquises, traitées pour la caméra droite L_2	56
3.1	Courbe de densité de probabilité d'un bruit gaussien	60
3.2	Illustration de l'évolution du nombre de triangles	66
3.3	Évaluation de l'erreur d'approximation de points de contour	71
3.4	Évaluation de l'erreur d'approximation de points de contour	74
3.5	Exemple d'images stéréoscopiques réelles de la pièce en « L »	75
3.6	Images des contours amincis des images stéréoscopiques	76
3.7	Classification des listes de points de contour	76
3.8	Exemple de numérotation des contours	77
3.9	Distributions des erreurs 2D liées aux contours horizontaux	78
3.10	Distributions des erreurs 2D liées aux contours horizontaux	79
3.11	Distributions des erreurs 2D liées aux contours verticaux	80
3.12	Distributions des erreurs 2D liées aux contours curvilignes	81
3.13	Reconstruction 3D partielle correspondant aux vues de la figure 3.5 .	83

3.14	Distributions des erreurs 3D liées aux contours horizontaux	86
3.15	Distributions des erreurs 3D liées aux contours horizontaux	87
3.16	Distributions des erreurs 3D liées aux contours verticaux	88
3.17	Distributions des erreurs 3D liées aux contours curvilignes	89
3.18	Erreurs 3D selon la direction X, Y et Z	89
3.19	contour 3D reconstruit, correspondant au contour n° 13	90
3.20	Principe de la contrainte d'ordre.	91
3.21	Un exemple de violation de la contrainte d'unicité	93
3.22	Mire 3D utilisée pour l'étalonnage stéréoscopique	94
3.23	Détection des points d'intérêt	95
3.24	Distribution de l'erreur de mise en correspondance	96
3.25	Distribution de l'erreur de reprojection	97
3.26	Géométrie du capteur après rectification des images	98
3.27	Principe de la rectification épipolaire	99
3.28	Principe du calcul d'une image rectifiée	100
3.29	Couple d'images rectifiées de la pièce	102
3.30	Couple d'images rectifiées de la pièce	103
3.31	Couple d'images rectifiées de la pièce	104
3.32	Distributions des erreurs 2D liées aux contours verticaux	105
3.33	Distributions des erreurs 3D liées aux contours verticaux reconstruits	106
4.1	Mode opératoire du système de vision en vue d'une inspection.	110
4.2	Schéma de principe du mode opératoire du système de vision	111
4.3	Planification d'une séquence d'acquisitions	113
4.4	Mode opératoire du processus de reconstruction 3D complète	115
4.5	Principe de la construction d'un SGT	118
4.6	SGT (sans spécialisations) développé	119
4.7	Spécialisations du SGT développé	120
4.8	Spécialisations du SGT développé dans cette thèse	125
4.9	Spécialisations du SGT développé sans replanification	126
4.10	Histogrammes cumulés	127
4.11	Parcours simplifié du SGT sans replanification dynamique	130
4.12	Parcours simplifié du SGT avec replanification dynamique	131
4.13	Parcours simplifié du SGT avec replanification dynamique	132
A.1	Principe de l'étalonnage d'une caméra	143

Introduction générale

La métrologie tridimensionnelle est l'un des enjeux actuels de tous les secteurs industriels, par exemple l'industrie manufacturière, qui cherchent à réaliser un contrôle dimensionnel des produits réalisés. Pour atteindre un critère de qualité optimal, les exigences de contrôle deviennent de plus en plus difficiles à satisfaire ; d'où l'apparition de nouveaux systèmes de mesure dédiés à la vérification de la conformité de la planification, installés aux différentes étapes de la chaîne de production.

Si les méthodes optiques sont généralement réservées à un usage de laboratoire, les méthodes exploitant des mesures électriques d'une grandeur mécanique et le palpé mécanique sont bien implantées dans l'industrie, aussi bien pour le test de matériaux et de structures, que pour la surveillance de systèmes. Ces systèmes avec contact fournissent une bonne précision de mesure (de $10\ \mu m$ à $1\ \mu m$). Malheureusement, ils sont limités par la vitesse de la mécanique d'asservissement, ne sont pas applicables à l'analyse de tout type de pièces et ne peuvent pas travailler dans certains environnements.

Afin de palier les carences de ces capteurs, des systèmes de mesure sans contact ont été développés. Leurs principaux avantages sont :

1. Absence de contact, d'où absence de déformations engendrées par le contact du capteur avec la pièce,
2. Possibilité de fonctionnement en milieu hostile,
3. Augmentation du nombre de pièces vérifiées grâce à l'automatisation,
4. Grande précision (supérieure à $10\ \mu m$).

La classe des capteurs sans contact renvoie aux systèmes acoustiques et optiques. Les métrologues classent généralement les techniques de mesure optique sans contact en méthodes actives / passives et absolues / relatives. Les systèmes acoustiques reposent sur la mesure du temps écoulé entre l'émission d'une onde et le retour vers le capteur de son écho sur l'objet à tester. La qualité de la mesure dépend fortement des paramètres physiques tels que le coefficient de réflexion de la surface de l'échantillon, l'atténuation atmosphérique ou l'angle entre la normale à la surface et la direction de l'onde.

Les techniques passives exploitent la lumière ambiante, au contraire des techniques dites actives, qui utilisent une illumination structurée pour obtenir des informations de contour ou de surface de l'objet testé. Les systèmes de projection de lumière structurée comportent une ou plusieurs caméras et une source lumineuse projetant un motif. Le générateur du motif (souvent par une source laser) peut généralement se déplacer selon un axe de l'objet à inspecter de manière à balayer

complètement sa surface. Une caméra est placée en hauteur, avec un angle de vue judicieux pour éviter les zones d'ombre. La mesure tridimensionnelle est réalisée par l'analyse de l'image des courbes formées par l'intersection de la ligne projetée avec l'objet. Des travaux dédiés à l'inspection de pièces manufacturées ont été réalisés au LSIIT (Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection).

Spécifiquement, le projet européen ESPRIT P2091 VIMP (« Vision based on-line Inspection of Manufactured Parts ») est un exemple de l'étude et de la réalisation d'un système d'inspection de pièces manufacturées. Ce projet a été réalisé en collaboration entre plusieurs laboratoires et partenaires industriels et le Laboratoire LSIIT. Ce projet, qui a été démarré en 1989, a abouti en 1994 à la réalisation d'un prototype [VIMP 1994].

Ce système permet un contrôle exhaustif de pièces manufacturées quasi-polyédriques incluant ou non des surfaces gauches. Il remplace les systèmes de mesure conventionnelle basés sur l'utilisation de palpeurs mécaniques. Il offre la possibilité d'une inspection tridimensionnelle automatique, flexible et sans contact avec la pièce, tout en proposant une précision d'inspection de l'ordre de 100 à 10 μm .

En ce qui concerne l'inspection de pièces quasi-polyédriques (dont les arêtes sont principalement des segments de droites ou des arcs d'ellipse et les faces des surfaces planes), l'inspection dimensionnelle repose sur l'analyse des contours. La précision de la localisation est donc primordiale. Dans cette optique, un prototype de système expert, appelé KBED (Knowledge Based Edge Detection), a été implémenté dans le système de vision développé au laboratoire, afin d'améliorer la précision des mesures [Boucher 1996]. Mais avant cela, des efforts ont porté en particulier sur les méthodes d'extraction, de segmentation et d'approximation des primitives de type contour [Daul 1994]. Afin de faciliter la comparaison d'images réelles de la pièce à inspecter et sa représentation conceptuelle issue d'un modèle CAO, en vue d'une évaluation dimensionnelle, un modèle géométrique de la pièce a été conçu et implémenté incluant les tolérances 3D pour ses primitives constitutives [Zhou 2000].

Des travaux plus récents, au sein de notre laboratoire, ont porté sur le développement d'un système de planification dédié à la reconstruction 3D et à l'inspection 3D de pièces manufacturées [Lallement 2004, Khemmar 2005b, Khemmar 2005a, Khemmar 2006]. Ce système a en charge la gestion des traitements permettant une reconstruction 3D de la pièce ainsi que son analyse dimensionnelle. La reconstruction 3D partielle est assurée en utilisant dans ces travaux une tête de mesure par « lumière structurée » afin de reconstruire les surfaces de l'objet à inspecter. Les régions de cet objet sont d'abord isolées du reste de l'image fournie par la tête de mesure. Un autre module a été réalisé afin de contrôler la tête de mesure et de réaliser les opérations d'acquisition et de reconstruction partielle, exploitant ce qu'on appelle les graphes de situations (SGT ou Situation Graph Trees). La reconstruction 3D complète est assurée par un autre module faisant appel à un plan

hiérarchique de tâches (en anglais HTP pour Hierarchical Task Plan). En parallèle, la même approche a été appliquée pour la reconstruction de contours en utilisant une tête stéréoscopique [Far 2005a].

Ces travaux ont permis le développement d'un système complet dédié à la reconstruction et l'évaluation 3D de pièces manufacturées. Cependant, plusieurs améliorations quant à la précision de la reconstruction 3D obtenue et à l'optimisation des conditions d'acquisition, s'avèrent nécessaires.

Ce travail de thèse répond à ces attentes, les développements étant consacrés à l'évaluation de la précision de la reconstruction 3D. Cette précision est liée fortement aux conditions d'illumination. C'est pourquoi, nous nous sommes d'abord intéressés à l'optimisation du placement du système d'illumination, dont le but est de minimiser les erreurs de mesure. Nous nous sommes ensuite focalisés sur la quantification et la propagation des erreurs. Cette étude nous permettra d'évaluer la conformité de la pièce à évaluer en la comparant avec son modèle géométrique connu *a priori* et incluant des données de tolérance 3D.

Ce mémoire est organisé de la manière suivante :

Le premier chapitre nous permet de présenter la problématique de l'inspection automatisée, ainsi que les bases théoriques de la reconstruction tridimensionnelle dans le cas étalonné. Les différentes étapes de la chaîne de reconstruction sont également présentées.

Cela nous conduira à un deuxième chapitre, qui sera consacré à l'optimisation des conditions d'illumination. Nous présentons d'abord une bibliographie concernant la planification du positionnement du capteur et/ou de l'illumination. Nous proposons ensuite une stratégie d'acquisition permettant de placer les sources d'illumination de façon optimale, compte tenu de la précision souhaitée pour les données acquises. Cette stratégie est essentiellement basée sur l'évaluation du contraste des images acquises.

La quantification d'erreur est présentée dans le chapitre 3. En particulier, une méthode d'estimation des erreurs de segmentation utilisant des techniques d'ajustement polygonal est exposée. L'évaluation de la qualité des appariements fait aussi l'objet de ce chapitre. Celle-ci repose principalement sur l'évaluation de la matrice fondamentale reliant les deux caméras du capteur stéréoscopique.

Dans un quatrième chapitre nous abordons l'automatisation du système d'inspection exploitant les graphes de situations et intégrant les algorithmes développés dans ce travail. L'approche adoptée est validée par des résultats expérimentaux qui sont également présentés dans ce chapitre.

Enfin, nous concluons et présenterons les perspectives liées à ce travail dans un dernier chapitre.

Contexte des travaux et objectifs de la thèse

1.1 Introduction

Dans les applications de la vision par ordinateur portant sur l'évaluation dimensionnelle (contrôle qualité, inspection) d'un objet quasi-polyédrique (une pièce manufacturée par exemple), une approche classique consiste à vérifier l'exactitude de la pièce par rapport à un ensemble de spécifications données (cotes et tolérances), en comparant une vérité terrain (par exemple le modèle de conception de la pièce) avec sa reconstruction 3D obtenue à partir d'images 2D. Afin d'obtenir un résultat fiable, il est nécessaire que le nuage de points 3D soit le plus précis possible.

Dans notre laboratoire plusieurs techniques d'acquisitions ont été développées. La stéréovision et la lumière structurée sont ainsi très exploitées dans notre équipe à des fins industrielles. Citons les travaux de [Far 2005a, Far 2005b, Far 2005c, Kohler 2007] réalisés au LSIIT, et portant sur une exploitation de la stéréovision pour le contrôle qualité des pièces manufacturées. L'approche adoptée se base sur la comparaison d'images réelles de la pièce à évaluer avec des images conceptuelles de celle-ci, issues par exemple d'un outil CAO. L'approche proposée fait aussi appel à une représentation tridimensionnelle des contours de l'objet à évaluer.

Dans ce chapitre, nous présentons le principe de ce type d'inspection automatisée, ainsi que les bases théoriques de la reconstruction tridimensionnelle étalonnée. Les différentes étapes de la chaîne de traitement conduisant à la reconstruction sont passées en revue. Pour ce faire, nous allons dans un premier temps présenter le système d'évaluation dimensionnelle sur lequel nous avons travaillé.

1.2 Inspection automatisée

La production croissante d'objets présentant des surfaces gauches et l'évolution des techniques de fabrication ont créé un besoin dans le domaine de l'inspection automatique de pièces complexes, afin d'optimiser la qualité de leur production. Ce type de contrôle nécessite une définition géométrique très fine de l'objet à inspecter, de nombreux points de mesures suffisamment denses et précis, et des

règles d'inspection des contours et surfaces clairement définies.

L'utilisation des machines à mesurer tridimensionnelles, dont la précision atteint le micromètre, et l'avènement récent des capteurs télémétriques alliant précision de mesure et rapidité d'acquisition, permettent d'obtenir des mesures 3D constituant une description explicite des surfaces de l'objet. Par ailleurs, la connaissance du modèle CAO ayant servi à la réalisation de l'objet fournit une description exacte et complète de sa géométrie.

S'il est incontestable que la vision par ordinateur a beaucoup mûri sur le plan théorique, avec entre autre le formalisme et l'exploitation de la géométrie projective et de la théorie qui en découle, le passage à la pratique n'en reste pas moins délicat. En effet, même si en théorie on sait très bien exprimer la relation géométrique entre deux images d'une même scène prises avec des points de vue différents, il s'avère que l'estimation des matrices fondamentales ou essentielles liant ces images est très difficile à réaliser dans un grand nombre de cas. Ainsi, reconstruire un modèle 3D d'une scène inconnue, même à partir d'une paire de caméras étalonnées avec une grande précision, reste délicat et requiert le plus souvent une intervention manuelle de la part d'un utilisateur qualifié. Dans certain cas, il peut même s'avérer pratiquement impossible d'obtenir des résultats non-erronés et il faut alors se contenter d'une estimation plus ou moins correcte en précisant les erreurs associées.

Notre système d'inspection (voir figure 1.1), dont le but est d'évaluer la conformité des objets 3D manufacturés en tenant compte des tolérances géométriques et des incertitudes, se décompose en trois sous-systèmes :

1. Un module d'acquisition d'images qui fournit une paire d'images issues de caméras à niveau de gris (ou d'autres types de capteur selon la reconstruction désirée),
2. Un module de traitement d'images qui exploite les images issues du module précédent,
3. Un module d'interprétation des images qui utilise les informations précédentes pour analyser la scène.

Le module d'acquisition d'images est composé d'un capteur et d'un système d'illumination mobiles. Par ailleurs, quand une caméra visualise les caractéristiques d'un objet depuis un point de vue particulier, une partie des caractéristiques de l'objet peut ne pas apparaître. Les raisons de cette situation peuvent être :

- La caractéristique est cachée par une ou plusieurs parties de l'objet,
- Les caractéristiques se trouvent en dehors des limites du champ de vision du capteur,
- L'illumination est inadaptée pour visualiser les caractéristiques en question.

Plusieurs images prises de différents points de vue sont donc nécessaires pour « numériser » toutes les caractéristiques visibles de l'objet [Wong 1998, Null 2006]. Il faut alors envisager le déplacement du capteur ou de l'objet. Dans la pratique,

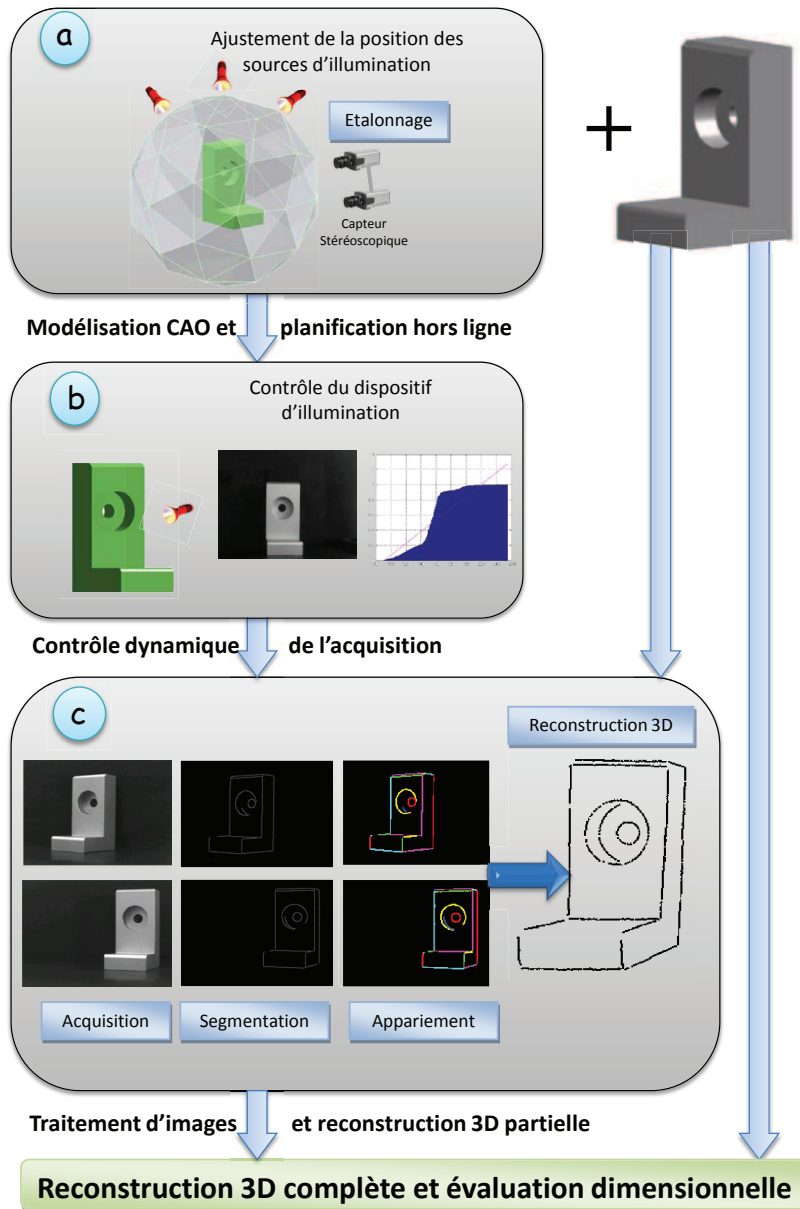


FIGURE 1.1 – : Ensemble des étapes de traitement hors-ligne (a) et en ligne (b, c) en vue de l'évaluation dimensionnelle (inspection automatisée) d'une pièce manufacturée

le capteur doit être mobile pour éviter les occlusions et pouvoir être positionné de façon optimale afin de numériser les caractéristiques d'intérêt. Cette mobilité du capteur induit un nouveau problème : la gestion du déplacement du capteur. Dans notre cas, le déplacement du capteur n'est pas étudié et la position de ce dernier reste immobile; ce qui implique que seule une reconstruction partielle est assurée. Pourtant, la détermination de la meilleure position possible de la caméra a toujours été une question importante pour des domaines de recherche tels que la navigation de robot, la reconnaissance d'objet, ainsi que l'inspection et la manipulation automatiques des pièces manufacturées. Cette gestion du déplacement du capteur pourra s'avérer très utile pour améliorer notre système de vision en termes d'autonomie et de flexibilité.

Un autre problème, qui est l'objet principal de notre étude, concerne l'illumination. En effet, l'acquisition et la qualité des images en dépendent directement et la qualité de la reconstruction 3D peut être affectée de manière significative par les propriétés de l'illumination (position, intensité, forme,...). La question à résoudre est : Où place-t-on l'illumination et comment configure-t-on ses paramètres? La détermination de la position de l'illumination est ainsi le problème crucial que nous tenterons de résoudre afin d'obtenir une erreur minimale pour les mesures tridimensionnelles. Cependant, pour ce faire, il faut trouver de « bons » critères pour pouvoir évaluer la qualité d'un positionnement de l'illumination. Ce placement est effectué en considérant une sphère dans laquelle l'objet est centré (Figure 1.1.a)). Les sources d'illumination sont déplacées autour de l'objet à mesurer, en parcourant une discrétisation de cette surface sphérique et en restant à distance fixe de l'objet. De cette manière, on suppose, de façon réaliste, que chaque source d'illumination est placée à une distance telle que les différentes contraintes liées au capteur (p. ex., champ de vision, espace du travail, etc.), soient satisfaites. Cette tâche est exécutée hors ligne.

Le module de traitement transforme les images acquises en structures de données plus compactes. Ces structures sont des listes de points représentant des caractéristiques particulières de l'objet.

Le module d'interprétation utilise non seulement la description de l'objet mais aussi une connaissance *a priori* comme par exemple un modèle CAO.

Un contrôle en ligne peut être ajouté au système afin d'améliorer les conditions d'acquisition en ligne. Par ce contrôle, nous ajustons dynamiquement et automatiquement les paramètres d'illumination afin d'obtenir des images de bonne qualité (Figure 1.1.b). L'algorithme d'ajustement utilisé est basé sur l'histogramme des intensités observées dans l'image. Cet histogramme a une forme caractéristique selon que l'image est saturée, sombre ou équilibrée [Kohler 2007].

Les deux processus « hors ligne » et « en ligne » ont permis le développement

d'un système complet dédié à la reconstruction et l'évaluation 3D de pièces manufacturées. Cependant, plusieurs améliorations quant à la précision de la reconstruction 3D obtenue et à l'optimisation des conditions d'acquisition, s'avèrent nécessaires.

Dans ce contexte, nous avons divisé notre travail en trois parties, qui conduiront à nos contributions :

1. Optimisation (hors-ligne) de la position d'une source d'illumination afin de minimiser l'erreur de la reconstruction 3D,
2. Estimation de cette erreur 3D, nécessaire pour évaluer la conformité des objets. Cette évaluation repose sur une comparaison de l'objet reconstruit avec son modèle géométrique incluant des tolérances 3D,
3. Automatisation des procédures nécessaires à la reconstruction 3D, en incluant un mécanisme de replanification des traitements en cours d'exécution et en fonction de la qualité des résultats obtenus.

L'objectif est de proposer un système capable de réaliser une reconstruction 3D avec une grande précision à partir des images acquises par un capteur stéréoscopique. En effet, la stéréovision est l'une des techniques puissantes utilisées pour obtenir une information 3D à partir du traitement d'une paire d'image. Cette approche fournit une « bonne » reconstruction (*i.e.* raisonnable) à bas coût. Par conséquent, dans la section suivante, nous présentons les bases théoriques de la stéréovision par ordinateur.

1.3 Principe de la stéréovision

Cette section présente les bases théoriques de la reconstruction tridimensionnelle dans le cas où la position de l'objet à reconstruire est connue. Les différentes étapes nécessaires pour obtenir le modèle 3D sont présentées, définissant ainsi une chaîne de traitements conduisant à la reconstruction 3D. Le cas particulier où seules deux vues sont disponibles est abordé.

1.3.1 Modèle géométrique d'une caméra

Le modèle d'une caméra peut être caractérisé à l'aide de deux transformations :

1. Une projection qui transforme un point de l'espace 3D en un point image 2D, exprimée dans un repère lié au capteur,
2. Une transformation d'un repère métrique lié à la caméra vers un repère lié à l'image, en incluant l'échantillonnage spatial réalisé par la surface sensible discrète du capteur.

1.3.1.1 Projection perspective

Il s'agit de trouver les relations mathématiques entre un point de l'espace 3D et son image sur la surface sensible du capteur. Un modèle classique pour un capteur est le modèle dit sténopé, qui décrit une projection dite perspective ou centrale.

Pour décrire ce modèle, soit le point F , qui représente le centre de projection du capteur (matérialisé par l'optique placée devant la surface sensible) et placé à une distance f de son projeté O sur le plan image. La droite passant par le point F et O est appelé axe optique. Le point O est appelé point principal tandis que f est la distance focale effective (translation le long de l'axe optique de l'objectif).

Un point $B(x, y, z)$, voir figure 1.2, se projette dans le plan image en $b(u, v)$ le long d'une droite passant par le point $B(x, y, z)$ et F (rayon optique ou droite de vue). Les axes x et y correspondent respectivement aux directions verticale et horizontale de l'image et forment un trièdre direct avec l'axe z , supposé confondu avec l'axe optique. Ce trièdre, avec le point F comme origine, forme un repère (repère « caméra »). Dans ce repère, les coordonnées de la projection de B dans le plan image sont :

$$\begin{aligned}x' &= f \frac{x}{z} \\y' &= f \frac{y}{z} \\z' &= f\end{aligned}\tag{1.1}$$

On peut écrire cette transformation sous forme matricielle, en utilisant les coordonnées homogènes :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1/f & 0 \end{bmatrix}\tag{1.2}$$

1.3.1.2 Transformation caméra-image

Les coordonnées (u, v) des points image sont mesurées en coordonnées pixels. Afin de pouvoir écrire la matrice de transformation du repère caméra vers le repère image, nous devons introduire les paramètres suivants : u_0 et v_0 sont les coordonnées de F , exprimées dans le repère image, en supposant que l'origine du repère image est fixé en haut à gauche de l'image. u est la direction horizontale de l'image (opposée à l'axe x du repère caméra), tandis que v est sa direction verticale (supposée parallèle à l'axe y du repère caméra). k_u et k_v sont respectivement les facteurs d'échelle vertical et horizontal exprimés en *pixels/mm*, en supposant que les cellules sensibles d'une caméra, matérialisant les pixels de l'image, ne sont pas parfaitement carrés. La transformation du repère caméra au repère image, pour le point $b(x', y', z')$, exprimé dans le repère caméra, s'écrit ainsi :

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_u & 0 & 0 \\ 0 & k_v & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_0 \\ v_0 \\ 1 \end{bmatrix}\tag{1.3}$$

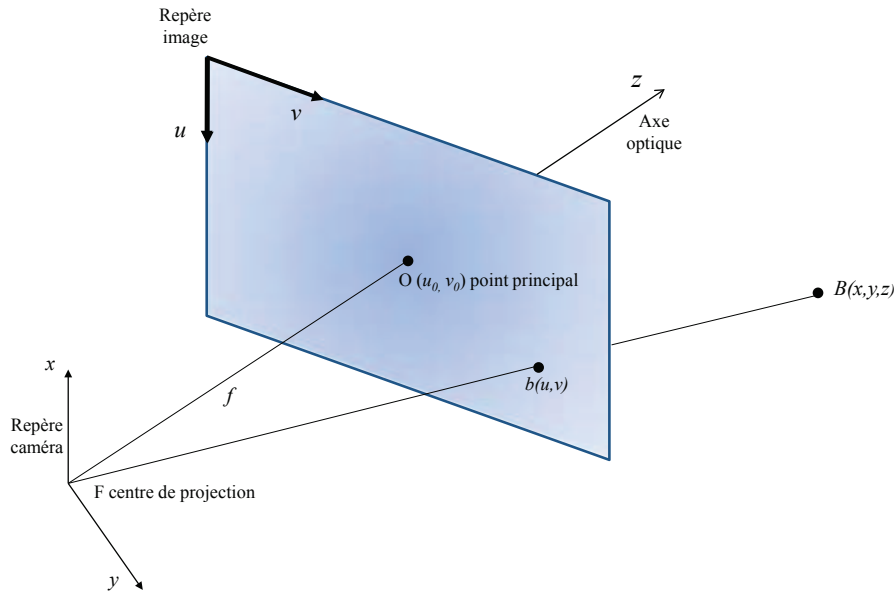


FIGURE 1.2 – Modèle géométrique de la caméra

Cette transformation représente une application linéaire de l'espace projectif vers le plan projectif. On peut ainsi décrire cette transformation, en utilisant des coordonnées homogènes, sous la forme d'une matrice 3×4 :

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} -k_u & 0 & 0 & u_0 \\ 0 & k_v & 0 & v_0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

1.3.1.3 Paramètres intrinsèques du capteur

En multipliant les matrices \mathbf{K} et \mathbf{P} (projection perspective, suivie d'une transformation affine), nous pouvons écrire les équations du modèle géométrique de la caméra, c'est-à-dire en déduire les relations liant les coordonnées (x, y, z) du point B dans le repère caméra et les coordonnées (u, v) du point image b correspondant :

$$\begin{aligned} u &= -k_u \frac{x}{z} + u_0 \\ v &= -k_v \frac{y}{z} + v_0 \end{aligned} \quad (1.5)$$

En effet, le produit $K \times P$ est :

$$\begin{bmatrix} -k_u & 0 & u_0/f & 0 \\ 0 & k_v & v_0/f & 0 \\ 0 & 0 & 1/f & 0 \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

En multipliant tous les coefficients de la matrice par f , on obtient la matrice I_c :

$$I_c = \begin{bmatrix} \alpha_u & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

Cela ne modifie pas le résultat de la transformation, puisque les coordonnées homogènes sont définies à un facteur multiplicatif près.

Les paramètres $\alpha_u = -k_u f$, $\alpha_v = k_v f$, u_0 , v_0 constituent l'ensemble des paramètres intrinsèques de la caméra, dont les valeurs pourront être déterminées par étalonnage du capteur.

1.3.1.4 Paramètres extrinsèques du capteur

Le passage d'un repère de référence (lié à la scène ou à un objet dans cette scène) au repère caméra se compose d'une rotation et d'une translation. En appelant (X, Y, Z) les coordonnées d'un point B de l'espace exprimées dans le repère de référence, les coordonnées de ce même point dans le repère capteur peuvent s'écrire :

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

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

$$A = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

Cette transformation implique six degrés de liberté (3 pour la translation, 3 pour la rotation), qui définissent les paramètres extrinsèques du capteur. La translation spécifie la position du capteur dans la scène, la rotation son orientation. Ensemble, les paramètres extrinsèques donnent l'attitude du capteur dans la scène. Les valeurs pourront là aussi être déterminées par étalonnage du capteur.

En conclusion, en utilisant les coordonnées homogènes, le processus de formation de l'image d'un point B peut se décrire en effectuant un changement du repère de

référence vers le repère caméra, suivi d'une projection et enfin du changement de repère caméra-image :

$$b'(u, v, w) = K \times P \times A \times B'(x, y, z, 1) \quad (1.10)$$

En notant v' la transposée d'un vecteur v .

Le produit $K \times P \times A = I_c \times A$ est appelé « matrice de projection perspective » du capteur.

1.3.1.5 Étalonnage

Afin de déterminer les paramètres du modèle de la caméra, nous allons placer une mire (ou objet étalon) devant la caméra. Une mire peut être considérée comme étant un ensemble de points dont les coordonnées sont parfaitement connues dans un repère lié à la mire et distinct du repère caméra (Figure 1.3). Chaque point de la mire se projette dans l'image et on mesure ses coordonnées dans le repère image.

Nous pouvons maintenant écrire la transformation mire-image en faisant appel à la matrice de projection perspective, de dimension 3×4 , qui peut se décomposer comme suit :

$$M = \begin{bmatrix} \alpha_u & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

La relation entre les points image 2D et les points 3D de la mire peut donc s'écrire sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} su \\ sv \\ s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

Les paramètres m_{ij} et par suite les paramètres intrinsèques ($\alpha_u, \alpha_v, u_0, v_0$) et les paramètres extrinsèques, peuvent être estimés à partir d'un processus d'étalonnage.

1.3.2 Étalonnage d'une caméra

En développant l'équation 1.12 et en revenant aux coordonnées cartésiennes, on peut écrire les coordonnées image d'un point $B(X, Y, Z)$ de l'espace exprimé dans un repère lié à la scène ou, comme cela est le cas ici, à la mire. On obtient donc :

$$\begin{aligned} u &= \frac{m_{11}X + m_{12}Y + m_{13}Z + m_{14}}{m_{31}X + m_{32}Y + m_{33}Z + m_{34}} \\ v &= \frac{m_{21}X + m_{22}Y + m_{23}Z + m_{24}}{m_{31}X + m_{32}Y + m_{33}Z + m_{34}} \end{aligned} \quad (1.13)$$

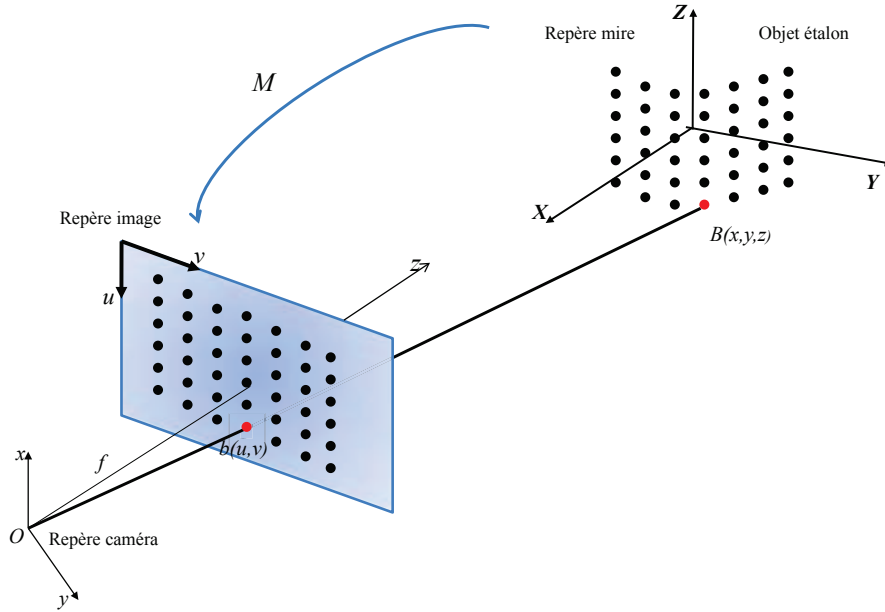


FIGURE 1.3 – Principe de l'étalonnage d'une caméra

Ces deux équations décrivent la droite passant par le centre de projection du capteur et le point image (u, v) , exprimée dans le repère mire. Pour évaluer les coefficients m_{ij} de la matrice de projection M , un étalonnage est nécessaire. Celui-ci repose sur un certain nombre d'associations point image-point étalon 3D décrits par la relation 1.13. La procédure d'étalonnage est détaillée dans l'Annexe A.

1.3.3 Géométrie épipolaire

Les relations géométriques existant entre deux prises de vue avec des points de vue distincts conduisent à définir ce que l'on appelle la géométrie épipolaire. La figure 1.4 schématise un système stéréoscopique composé de deux capteurs images disposés aux positions F_g et F_d dans la scène. Un point P de l'espace se projette respectivement en p_g et p_d dans les images de gauche et de droite. Le point P et les deux centres optiques F_g et F_d forment un plan Π , appelé plan épipolaire, qui coupe les deux plans images selon deux droites l_g et l_d nommés droites épipolaires. Ces droites coupent la ligne de base (F_g, F_d) , une constante du dispositif si l'on suppose que l'arrangement des deux capteurs est rigide, respectivement en deux points e_g et e_d , appelés épipoles. Ces deux points sont donc aussi des constantes du système stéréoscopique.

Lorsque la géométrie épipolaire est connue, elle permet de guider la mise en

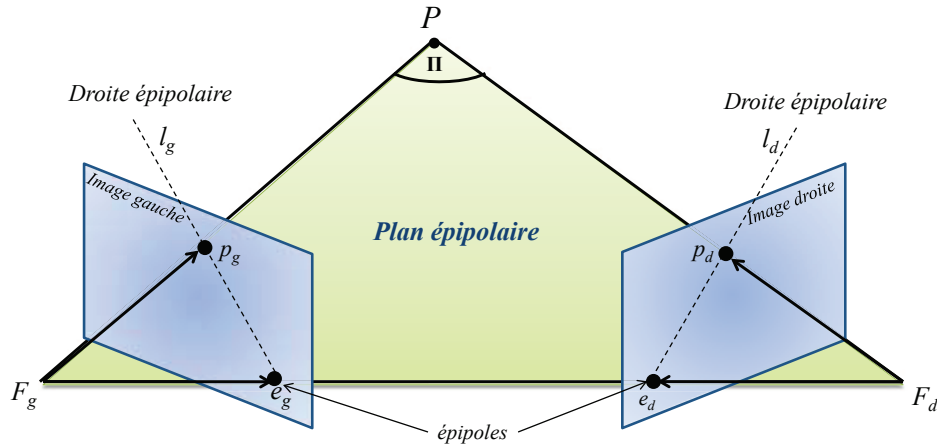


FIGURE 1.4 – Géométrie d'un capteur stéréoscopique

correspondance d'un point image p_g avec son équivalent p_d , ces deux points étant les images d'un même point P de l'espace 3D. En ne connaissant que le projeté p_g , le point 3D P associé se trouve sur la droite optique (F_g, p_g) . Par conséquent, le correspondant p_d de p_g dans l'image de droite se trouve obligatoirement sur la projection de cette droite dans l'image droite, c'est-à-dire sur la droite épipolaire l_d . L'espace de recherche du correspondant de p_g est donc réduit à une recherche monodimensionnelle, diminuant ainsi les temps de calcul et les risques d'erreur. La relation entre un point p d'une image et la droite épipolaire associée dans l'autre image peut être définie analytiquement. L'étalonnage de la tête stéréoscopique consiste ainsi à déterminer la matrice de transformation entre le repère caméra gauche et le repère caméra droite, permettant par suite de donner, à partir d'un point p d'une image, l'équation la droite épipolaire associée dans l'autre image. Cette partie est détaillée dans le chapitre 3, section 3.5.

1.4 Traitement des images en vue d'une reconstruction 3D

Reconstruire un modèle 3D d'une scène, même à partir de caméras étalonnées, reste délicat. Cette représentation 3D de ce que l'on veut observer et analyser re-

pose en effet sur la recherche de correspondances point par point entre deux images représentant la scène à reconstruire sous deux points de vue différents. Ces points doivent donc être extraits avec une grande précision. La première étape du processus de reconstruction 3D va donc consister à structurer l'information contenue dans les images acquises, afin d'extraire et de représenter cette information indispensable à la poursuite du processus. Cette opération sera suivie par une mise en correspondance d'éléments se correspondant dans les deux images, l'objectif étant de déterminer avec la plus grande précision les correspondances. À partir de ces correspondances, la reconstruction est effectuée classiquement par triangulation. Enfin, au final, le modèle reconstruit sera comparé avec son modèle CAO, permettant ainsi de satisfaire les objectifs de l'application (contrôle qualité, inspection, par exemple).

1.4.1 Segmentation des images

La première étape d'un processus d'analyse d'images va consister à structurer l'information contenue dans les images, afin d'éliminer, d'une part, l'information non utile à la tâche assignée à l'application et, d'autre part, d'extraire et de représenter adéquatement l'information nécessaire à la poursuite du processus d'analyse. Dans notre cas, les points de contour extraits des images peuvent conduire à l'information souhaitée.

En effet, les contours permettent ainsi souvent de conserver une grande partie du contenu sémantique de l'image. De plus, le temps de calcul des algorithmes de mise en correspondance exploitant des points de contour est réduit, à cause du nombre réduit de points de contour contenus dans l'image. Cet avantage est très appréciable pour des applications qui exigent, comme dans notre cas, des traitements en temps réel (c'est-à-dire, par exemple, des durées d'exécution des traitements respectant la cadence de production). Un autre avantage de l'utilisation de primitives de type listes de points de contour réside dans la précision des mesures que l'on peut effectuer sur ces listes ; ce qui augmente la robustesse / fiabilité des applications, comme un contrôle qualité, qui les exploitent. Enfin, les contours sont robustes aux variations géométriques et photométriques observées dans les données acquises.

Les méthodes reposant sur une convolution (filtrage) des images et le calcul de masques de dérivation pour extraire des points de contours (transitions de niveaux de gris dans les images) sont très répandues dans les applications industrielles (par exemple, masques et opérateurs de Sobel, Roberts, Kirsch ou Prewitt). Néanmoins, ces approches, basées sur une approximation du gradient spatial par différences finies, ne sont ni précises ni robustes aux bruits et ne s'appliquent correctement que dans des cas très simples [Pratt 2001].

Par la suite, les efforts de recherche ont portés sur les techniques d'estimation de dérivées premières (ou secondes) de l'image, en utilisant des bases mathématiques

plus solides pour formaliser la notion de dérivée. Ce problème, bien que largement traité, demeure encore difficile à résoudre dans certains cas particuliers, comme le traitement d'images naturelles, l'estimation de la dérivée étant très sensible au bruit. On trouve ainsi dans la littérature un large panel de détecteurs de points de contour, dont le plus connu et répandu est certainement celui de J. Canny [Canny 1986], amélioré par la suite par R. Deriche [Deriche 1987]. La particularité et l'intérêt majeur du détecteur de Canny-Deriche, outre la bonne qualité des résultats qu'il fournit, résident dans le fait qu'une implémentation optimale est possible. Rappelons brièvement le principe qui a conduit à définir de manière optimale ce détecteur pour des transitions de niveaux de gris données dans l'image. Un détecteur optimal doit impérativement répondre à trois critères :

- Détection : On doit observer une réponse de l'opérateur au voisinage du contour,
- Localisation : le contour doit être localisé avec une précision que l'on peut fixer,
- Unicité de la réponse : le contour ne doit provoquer qu'une seule réponse notable de l'opérateur.

Habituellement, on réalise une convolution du contour (bruité) avec une fonction antisymétrique. Ainsi, J. Canny [Canny 1986] définit une formulation de ces trois critères qui mène à une équation différentielle dont la solution est le filtre f permettant la détection optimale d'un type de points de contours donnés. La position du contour est alors donnée par : $\max(I * f)(x, y)$. R. Deriche [Deriche 1987] étend les travaux de Canny en proposant une solution optimale.

En supposant qu'habituellement une convolution de l'image pour extraire un point de contour (bruité) est réalisée avec une fonction antisymétrique, J. Canny [Canny 1986] a défini une formulation mathématique de ces trois critères, qui mène à une équation différentielle dont la solution est un filtre f conduisant à la détection optimale d'un type de points de contour donnés. Après avoir ainsi estimé les dérivées premières de la fonction intensité, on peut en déduire la norme et la direction du gradient d'intensité observé dans les images acquise. La position des points de contour est alors donnée en relevant les maxima locaux de cette norme. Ces maxima peuvent être détectés en seuillant cette norme ou en analysant les variations de celle-ci dans la direction du gradient pour le point image en cours d'évaluation. Cette deuxième approche, plus précise, est cependant nettement plus coûteuse en temps de calcul ; ce qui peut être pénalisant si l'on veut respecter le temps réel imposé par les applications. C'est la raison pour laquelle nous avons choisi de déterminer les points de contour en appliquant un simple seuillage à la norme du gradient d'intensité.

Cependant, avec ce type de détecteur, le choix du seuil à retenir pour la détection des contours n'est pas si simple, si l'on se place dans une optique d'un traitement « tout-automatique ». En effet, les mêmes paramètres de seuillage sont appliqués sur l'ensemble de l'image. Ainsi, si l'on veut favoriser la détection d'un

contour donné (en adaptant les paramètres de seuillage à ce contour), cela peut conduire à une sur-détection ou une sous-détection des autres contours, compliquant alors la phase d'appariement. Dans la mesure où nous souhaitons à terme réaliser une inspection de manière automatique, la valeur des seuils sera déterminée de manière automatique.

Enfin, cette méthode de détection nécessite une étape supplémentaire d'amincissement pour obtenir les coordonnées des points les plus représentatifs des contours détectés. Une méthode d'amincissement, basée sur l'approche de Korn [Korn 1988], est décrite dans les travaux de thèse de [Far 2005a].

L'ensemble des points de contour extraits est ensuite regroupé dans des listes de points de contour connexes. Ces listes de points ne représentent cependant pas toujours complètement les arêtes d'un objet. En effet, des points de contour peuvent ne pas être détectés, conduisant à des listes de points ne décrivant que partiellement certaines arêtes de l'objet. On peut ainsi être amené à ne pas observer certains contours fermés de l'objet.

On peut noter qu'il existe bien d'autres approches pour détecter des points d'intérêt (comme l'opérateur de Harris pour les coins) ou des contours ; par exemple, les approches reposant sur les contours actifs qui permettent de détecter des contours fermés. Ces dernières méthodes, bien que très efficaces (voir [Khemmar 2006]), sont malheureusement très gourmandes en temps de calcul et n'ont donc pas été retenues pour cette raison. De même, l'extraction précise des points de contour pourrait être raffinée en faisant appel au système expert KBED [Boucher 1996], capable de choisir l'opérateur le plus adapté, compte tenu du contexte local autour du point à analyser (dans notre cas, les variations des mesures d'intensité autour du point).

La dernière étape pour finaliser la segmentation, avant l'appariement d'éléments comparables détectés dans les deux images de la paire stéréoscopique acquise, consiste à classifier les listes de points de contour. Il s'agit ainsi de subdiviser ces listes en sous-ensembles, ceux-ci étant ensuite associés à une forme géométrique simple. Dans notre cas, ces formes correspondent soit à une droite, soit à un élément curviligne. L'algorithme appliqué, proposé dans [Far 2005a], utilise la direction du gradient propre à chaque point de contour et repose sur le tracé d'histogrammes locaux des directions du gradient pour rechercher ces formes. Le résultat final est une liste de descripteurs décrivant tous les sous-ensembles de points de contour.

1.4.2 Mise en correspondance

Lors d'une reconstruction tridimensionnelle, il est important, d'une part, de disposer avec grande confiance de caractéristiques extraites de manière optimale et, d'autre part, d'être en mesure de mettre en correspondance ces données. Une tech-

nique d'appariement de contours est développée dans [Far 2005b]. Cette approche, basée sur la géométrie épipolaire, repose également sur le calcul d'un critère de similarité. Cette technique classe en un premier temps les listes de points de contour détectés comme segments de droite ou comme forme curviligne. Une fois les listes primaires de points de contour construites, il convient d'effectuer la classification de ces listes en primitives correspondant à une droite verticale, une droite horizontale ou une forme curviligne. Cette étape a deux avantages majeurs. Le premier réside dans le fait que le contenu de chaque image est décrit par un nombre bien moins important de caractéristiques que de points de contours disponibles. Le deuxième conduit à une recherche des correspondances de primitive sensiblement réduite. Cet algorithme de mise en correspondance est décrit en détail dans le chapitre 3, section 3.5.

1.4.3 Reconstruction 3D

A la suite de l'étape d'appariement vient l'étape délicate de la reconstruction euclidienne. De nombreuses méthodes existent, mais toutes restent dépendantes, d'une part, de la qualité des appariements et, d'autre part, de la répartition des points dans la scène (densité du nuage de points conduisant à la reconstruction souhaité d'un objet ou de la scène). Le calcul de la position d'un point 3D à partir de ses projections appariées dans les deux images se fait en appliquant une méthode dite de triangulation. Cette dernière consiste à estimer l'intersection dans l'espace des deux droites de vue passant par les deux projections et les centres de projection correspondants, modélisant chacun une des deux caméras de la tête stéréoscopique. Cette estimation peut être délicate et nous avons choisi de retenir une approche plus analytique. En effet, les capteurs sont étalonnés avec une grande précision. Par ailleurs, nous connaissons les valeurs des paramètres intrinsèques de chaque caméra et celles de la transformation rigide liant les deux capteurs. Nous pouvons donc calculer une reconstruction euclidienne dans le repère d'étalonnage. Comme on l'a vu dans la section 1.3.2, à partir des résultats d'étalonnage, il est possible de déterminer, pour chaque image, sa matrice de projection. En utilisant les équations 1.13, on obtient ainsi une paire de deux équations liant les coordonnées images dans chaque caméra et le point de l'espace à reconstruire :

$$u_g = \frac{m_{g11}X + m_{g12}Y + m_{g13}Z + m_{g14}}{m_{g31}X + m_{g32}Y + m_{g33}Z + m_{g34}} ; \quad \nu_g = \frac{m_{g21}X + m_{g22}Y + m_{g23}Z + m_{g24}}{m_{g31}X + m_{g32}Y + m_{g33}Z + m_{g34}} \quad (1.14)$$

$$u_d = \frac{m_{d11}X + m_{d12}Y + m_{d13}Z + m_{d14}}{m_{d31}X + m_{d32}Y + m_{d33}Z + m_{d34}} ; \quad \nu_d = \frac{m_{d21}X + m_{d22}Y + m_{d23}Z + m_{d24}}{m_{d31}X + m_{d32}Y + m_{d33}Z + m_{d34}} \quad (1.15)$$

La résolution de ce système d'équations est effectuée en utilisant une méthode des moindres carrés.

1.4.4 Fusion de données 3D et évaluation dimensionnelle

Parmi les méthodes classiques de mise en correspondance 3D en vision par ordinateur, on peut distinguer deux types d'approches. Le premier type consiste à fusionner les données provenant de différents types de capteur, acquises à différents instants ou à partir de points de vue distincts, afin de reconstruire un ensemble d'entités décrivant au mieux l'objet ou la scène observé. Cette fusion nécessite éventuellement un recalage des données acquises par les différents types de capteur. L'autre type de mise en correspondance suppose connu le modèle de la scène observée; ce qui permet de recaler ce modèle sur les données fournies par les capteurs et de retrouver ainsi la reconstruction souhaitée. Pour notre part, dans ce travail, nous nous intéresserons aux méthodes correspondant à cette deuxième définition de la mise en correspondance 3D.

D'une manière générale, nous disposons des descripteurs de la même forme sous deux formats : une forme modèle connue *a priori* (CAO ou vérité terrain) et une description des données reconstruites résultant des informations fournies par les capteurs. Ces deux formes peuvent être exprimées dans un système de coordonnées commun. La mise en correspondance revient donc essentiellement à fusionner les deux descriptions pour vérifier la conformité des objets à évaluer, compte tenu des cotes et des tolérances géométriques du modèle théorique (CAO ou vérité terrain).

1.5 Que peut-on attendre de cette thèse ?

Le travail présenté dans ce mémoire est la suite des travaux de recherche développés au LSIIT. L'ensemble de ces travaux reposent sur l'application de la vision par ordinateur à l'évaluation dimensionnelle ou à l'inspection automatique de pièces manufacturées. Dans ce travail de thèse, nous nous sommes plus particulièrement intéressés aux erreurs produites par le système d'inspection automatique lorsqu'il traite les données acquises. Comment minimise-t-on l'erreur de reconstruction 3D ? Et comment estimer cette erreur ? Nous allons essayer de répondre à ces deux questions essentielles dans la suite du mémoire. Nous allons commencer par nous intéresser à la minimisation de l'erreur de reconstruction liée aux effets d'illumination. En effet, la qualité de la reconstruction 3D est fortement liée aux conditions d'illumination de la scène observée. L'optimisation des conditions d'illumination est cependant une tâche complexe, plusieurs paramètres, tels que la position des sources d'illumination et la nature de l'objet à reconstruire, pouvant intervenir. L'idée que nous chercherons à développer et qui fait l'objet du chapitre 2, consiste à réaliser un système autonome capable de distribuer de manière optimale un certain nombre de sources d'illumination dans la scène, et conduisant à des mesures 3D affectées d'un minimum d'erreur.

Ces erreurs, qui doivent être estimées, résultent de la propagation dans le système de différents types d'erreur. L'analyse de ces erreurs fait l'objet du chapitre

3. Dans notre travail, dans un premier temps, seules les erreurs de segmentation seront évaluées et quantifiées, puis propagées jusqu'à l'étape de reconstruction 3D. En se basant sur une approximation polygonale des primitives qui composent l'objet à reconstruire, les erreurs 2D sont obtenues à partir d'une estimation des distances orthogonales entre ces primitives et leurs modèles. Concernant les autres sources d'erreur, comme par exemple celle liée à l'appariement, seule une analyse qualitative sera faite. Dans le cas de l'appariement, cette analyse repose principalement sur une évaluation de la qualité de la matrice fondamentale (chapitre 3, section 3.5.3).

Enfin, nous focaliserons l'attention dans le chapitre 4 sur l'automatisation du système de vision intégrant l'ensemble des algorithmes développés dans le cadre de ce travail et permettant l'inspection autonome de pièces manufacturées. L'automatisation de la procédure de reconstruction 3D nous a conduit à développer un module de planification / contrôle spécifique, organisé autour d'un réseau hiérarchique de tâches et d'un arbre de graphes de situations (SGT pour « Situation Graphs Tree » en Anglais) [Nagel 1988]. Ce système se charge de la gestion des traitements permettant l'analyse dimensionnelle complète d'une pièce manufacturée à partir d'images numériques. En particulier, l'utilisation des arbres de graphes de situations permet de réaliser les opérations planifiées *a priori* d'acquisition des images, de traitement et de reconstruction 3D partielle (c'est-à-dire issue d'une paire d'images stéréoscopiques). L'utilisation des SGT permettra aussi d'adapter dynamiquement l'exécution de l'application aux conditions réelles de prise de vue, en modifiant automatiquement si nécessaire les conditions effectives d'acquisition. Nous illustrerons ce comportement du système en présentant des résultats expérimentaux qui nous ont permis de valider notre approche. Cet aspect du travail fait partie des travaux en cours dans l'équipe, qui visent à développer une approche combinant plusieurs techniques de mesure afin de déterminer une reconstruction plus complète d'un objet (empreinte numérique).

Optimisation du placement des sources d'illumination

2.1 Introduction

La stéréovision est une technique qui permet d'obtenir des informations tridimensionnelles sur les coordonnées des points d'un objet à partir de deux caméras localisées en différentes positions. Cette technique est basée sur le principe de la vision humaine en utilisant l'appariement entre pixels homologues dans deux ou plusieurs images [Zhang 1992]. Une fois ces appariements déterminés, on calcule les coordonnées du point correspondant dans l'espace par triangulation. En utilisant une telle méthode, on peut obtenir des mesures tridimensionnelles avec une précision de l'ordre de $20\mu m$, précision qui est intimement liée à la disposition et à l'environnement des capteurs stéréoscopiques lors des prises de vue.

L'utilisation d'une disposition parallèle est souvent préférée, car les directions de prise de vue des capteurs par rapport à l'objet (direction des axes optiques) sont dans ce cas parallèles, et permettent d'obtenir une meilleure précision dans la détection des points-objets [Ayache 1991]. Cette configuration implique cependant que la géométrie épipolaire soit rectifiée (cf. chapitre 3). De même, la planification du placement des capteurs dans la scène est un problème crucial, puisqu'avec une seule disposition des capteurs dans l'espace, on ne peut que reconstruire partiellement un objet et cela pour un point de vue unique. Pour résoudre ce problème, on peut balayer avec le capteur (tête stéréoscopique) toutes les surfaces de l'objet. Ce qui implique des prises d'images multiples avec des points de vue différents et qui seront ensuite recalées et fusionnées pour conduire à une reconstruction complète. Le problème à résoudre consiste ainsi à déterminer une position optimale du capteur dans l'espace, en fonction de l'information déjà obtenue lors des acquisitions réalisées précédemment avec d'autres points de vue. Cette position optimale est généralement déterminée par maximisation d'une fonction de qualité. Ce problème est connu dans la littérature sous le nom de « Next Best View problem » (problème de la meilleure prochaine vue) [Wong 1998, Null 2006].

Par ailleurs, la qualité de la reconstruction 3D peut être affectée de manière significative par les propriétés des sources d'illumination, comme par exemple leurs positions et leurs intensités. Où placer ces sources et comment fixer les valeurs de leurs paramètres, afin d'optimiser la qualité du processus d'acquisition ? Il s'agit ici

d'un problème crucial à résoudre si l'on veut obtenir une grande précision pour la reconstruction.

Dans ce chapitre, nous allons dans un premier temps faire un tour d'horizon des méthodes de planification de l'utilisation des capteurs en vision par ordinateur et de la planification des sources d'illumination (ou optimisation du placement des sources d'illumination). Notons que cette dernière est toujours abordée en fonction de la planification du positionnement des capteurs [Sakane 1992, Yi 1995].

2.2 Etat de l'art

Une disposition correcte d'un ensemble de caméras et de sources d'illumination permet d'obtenir des mesures tridimensionnelles pour les objets dont la précision est optimisée. Pour cela, une attention particulière doit être dévolue au choix de l'emplacement des caméras et au réglage des paramètres du dispositif d'illumination. En vision artificielle, l'illumination est considérée comme un élément actif de la vision, puisqu'elle peut être utilisée dynamiquement et changer de caractéristiques au fur et à mesure des acquisitions.

La planification dans le domaine de la vision conduit au développement de stratégies permettant de déterminer automatiquement les différents paramètres des capteurs et/ou des sources d'illumination afin d'effectuer les tâches assignées au système de vision de manière optimale dans un environnement qui peut évoluer.

Les premiers travaux sur la planification de l'utilisation de capteurs ont principalement porté leur attention sur l'analyse de contraintes liées au placement des capteurs, telles que la résolution, la zone de mise au point, le champ de vision, et la visibilité. D'autres conditions permettent ensuite de placer les sources lumineuses [Sakane 1987, Cowan 1988]. Ces contraintes sont utilisées dans une procédure de sélection géométrique d'une distribution finale de caméras et de sources d'illumination favorable. La complexité de cette sélection augmente donc de façon importante en fonction du nombre de contraintes, du nombre de caméras, des sources d'illumination et de la forme de l'objet à évaluer.

Cowan (voir [Cowan 1988, Cowan 1989, Cowan 1992]) a été l'un des pionniers dans ce domaine et a suggéré plusieurs solutions au problème du placement automatique des capteurs et des sources de lumière dans la scène pour des tâches d'inspection à l'aide d'un système de vision. L'objectif de ses travaux a été de développer des techniques visant à positionner une caméra de façon automatique en satisfaisant un ensemble de contraintes géométriques. En d'autres termes, les positions de la caméra et des sources de lumière doivent satisfaire un jeu de contraintes, de manière à ce que des objets polyédriques soient visibles dans le champ de vision du capteur à une résolution donnée. La méthode développée par

Cowan consiste à formuler le problème comme une liste de contraintes, modélisées par des fonctions analytiques, à satisfaire. Chaque fonction analytique est liée à une contrainte géométrique, qui conduit à une position admissible du dispositif d'acquisition dans l'espace tridimensionnel. Le principal inconvénient des techniques proposées réside dans le fait qu'il s'agit de méthodes itératives. Par ailleurs, le problème de la visibilité n'a été étudié que pour des objets de forme convexe. Il en résulte, pour que la méthode soit applicable, que les objets concaves ou comportant des « trous » doivent être décomposés en plusieurs éléments de formes convexes.

Sakane et *al.* [Sakane 1987] ont quant à eux développé deux systèmes pour ce type de planification. Le premier système, appelé HEAVEN (pour « Hand Eye Action simulator in Visual ENvironment »), a été développé dans le but de sélectionner le meilleur point de vue pour une caméra, en satisfaisant à une série de critères tels que le nombre de contours visibles, le nombre de surfaces visibles, etc. Cette information est stockée dans une structure de donnée associée à une facette appartenant à une sphère géodésique centrée sur l'objet-cible. Le centre de chaque facette correspond à une position potentielle de la caméra. Ensuite, la planification des positions d'une caméra montée sur le bras terminal d'un robot est réalisée en recherchant les positions permettant d'observer dans une prise de vue le plus grand nombre de caractéristiques visibles de l'objet à évaluer. Par ailleurs, une analyse des paramètres d'illumination permet de positionner les sources lumineuses de manière à éviter les problèmes liés aux effets d'ombrage sur l'objet.

Leur deuxième système, appelé VIO (pour « Vision Illumination Object ») [Sakane 1990, Sakane 1991, Sakane 1992], effectue simultanément la planification de positionnement d'une caméra et d'une source de lumière. Une liste de critères est définie *a priori* basée sur la visibilité et l'illumination des différentes caractéristiques de l'objet à évaluer. Les positions des capteurs sont à nouveau définies sur une sphère centrée sur l'objet. Une représentation de l'image, pour une position donnée, est ensuite calculée à partir de plusieurs caractéristiques, telles que la visibilité et le contraste des contours, afin d'évaluer l'efficacité de chaque solution. Des seuils numériques sont spécifiés afin de distinguer les valeurs de visibilité et de contraste acceptables. Certaines configurations sont par ailleurs éliminées en tenant compte de considérations *a posteriori* portant, par exemple, sur le nombre de caméras, leur champ de vision, etc. Un processus d'adaptation est enfin proposé pour tenir compte du déplacement des objets dans la scène. Ce processus est nécessaire afin de stabiliser la solution. Néanmoins, le système VIO peut être confronté à des problèmes liés à une explosion combinatoire des solutions potentielles, leur stratégie prenant en compte toutes les combinaisons possibles de position des capteurs et des sources d'illumination à plusieurs niveaux de l'algorithme. Enfin, les seuils que le système utilise pour réduire partiellement la complexité du problème ne conduisent pas systématiquement à un résultat satisfaisant, leurs valeurs étant présélectionnées d'avance sans possibilité d'ajustement pendant l'exécution de la planification.

De même, Tarabanis [Tarabanis 1995b] propose une étude exhaustive sur la planification du positionnement des capteurs. Son système MVP (pour « Machine Vision Planner »), utilise une approche similaire à celle de Cowan, les contraintes à satisfaire pour définir une position optimale étant ici aussi modélisées par des fonctions analytiques. Le système MVP prend comme information d'entrée la géométrie décrivant l'objet et obtenue à partir d'une base de données CAO. En sortie, MVP fournit la position de la caméra et les valeurs de réglage des paramètres de la caméra permettant d'observer les structures d'intérêt visibles et définies *a priori* d'objets polyédriques. Néanmoins, la convergence de l'algorithme de planification n'a pas été étudiée et la configuration initiale est définie heuristiquement. Tarabanis a, par la suite, proposé une analyse générale de la planification en vision par ordinateur. Il classe les travaux en trois groupes ; le premier groupe traite de la détection des caractéristiques des objets. Le deuxième groupe présente les travaux qui développent des stratégies de numérisation pour les tâches de reconnaissance et de localisation des objets, basées sur des modèles. Finalement, le troisième groupe étudie le problème de la détermination de stratégies de numérisation pour la reconstruction de pièces [Tarabanis 1995a].

Avec le même objectif, le système ICE (pour « Illumination Control Expert ») [Yi 1995] a été conçu pour placer de façon automatique un capteur et une source de lumière. Les positions de la caméra et de la source de lumière sont à nouveau représentées par les centres des facettes d'une sphère centrée sur l'objet et ensuite évaluées à partir d'un critère. La contrainte considérée ici est la visibilité des contours. La position optimale de la caméra est celle pour laquelle les caractéristiques de type contour apparaissent sans occultation dans l'image acquise dans cette position. Le critère utilisé est évalué à partir d'une représentation décrivant l'ensemble des contours d'intérêt comme étant soit partiellement, soit totalement visibles. Le problème de la planification du positionnement de la source d'illumination est posé comme un problème d'optimisation, utilisant le contraste des contours comme critère d'optimisation. Celui-ci est évalué par le biais d'une simulation de l'acquisition à l'emplacement de la source de lumière sur la surface sphérique dont le centre est l'objet à évaluer. Cette surface sphérique est approximée par un nombre discret de points, la distance entre deux points voisins étant constante. ICE a l'avantage d'être un système de planification de la position des sources d'illumination pour des objets quelconques. Enfin, le problème du placement du capteur est étudié indépendamment du placement de la source de lumière. Une position optimale de la caméra est déterminée dans un premier temps sans considérer la position de la source de lumière. Le problème du positionnement de la source de lumière est ensuite posé, compte tenu de la position de la caméra, en faisant appel au modèle de réflexion de Torrance-Sparrow [Torrance 1967] pour décrire l'interaction de la lumière avec l'objet à évaluer. Avec cette approche en deux phases, la solution au problème global de planification peut être sous optimale, la position initiale de la caméra étant générée de manière aléatoire. Par ailleurs, le problème peut être difficile à résoudre pour des objets de forme complexe, plusieurs

capteurs étant dans ce cas nécessaires pour réaliser l'évaluation de l'objet assignée au système de vision.

Olague ([Olague 1998]) a aussi étudié le problème du placement des caméras, en cherchant à déterminer une position conduisant à une erreur minimale lorsque l'on effectue des mesures tridimensionnelles sur des objets complexes. Il pose aussi le problème en termes d'optimisation. L'approche proposée consiste en une analyse de l'incertitude liée au processus de reconstruction ; ce qui implique le calcul d'une matrice de covariance. Cette matrice, qui représente les incertitudes du processus de reconstruction, lui permet de définir un critère à minimiser. L'optimisation elle-même est réalisée en utilisant des algorithmes génétiques.

Xu et Zhang [Xu 2001] ont présenté une méthode basée sur une approche visuelle pour le placement dynamique de sources d'illumination permettant d'éviter les zones d'ombres. Pour obtenir de bons résultats, trois paramètres des sources lumineuses sont contrôlés, à savoir la position, l'intensité et sa distribution.

Plus récemment, Marchand [Marchand 2007] a proposé une méthode permettant d'obtenir une illumination correcte d'un objet, en utilisant une approche reposant sur les gradients d'intensité observés dans l'image. L'objectif de son approche est de maximiser la luminosité de la scène et le contraste de l'image. Sa méthode est indépendante de la structure, de la couleur et de la forme de l'objet.

2.3 Conclusion sur l'état de l'art

Nous avons présenté un ensemble de travaux portant sur la planification des positions de caméras et de sources d'illumination. Ces travaux peuvent être classés en deux groupes. Le premier groupe exploite des approches basées sur l'incertitude des mesures [Sakane 1987, Sakane 1992, Yi 1995, Xu 2001], dans lesquelles les positions du capteur ou de l'illumination sont d'abord générées, puis évaluées en fonction de contraintes pouvant être modélisées et propres à la tâche à exécuter. Ces méthodes utilisent une discrétisation de l'espace dans lequel le positionnement peut s'effectuer, afin de limiter l'espace de recherche d'une solution optimale. De cette manière, la recherche d'un optimum est rendue plus efficace. Néanmoins, ces méthodes peuvent s'avérer lourdes à mettre en œuvre d'un point de vue algorithmique, notamment pour des objets de forme complexe.

Le deuxième groupe ([Cowan 1988, Cowan 1992, Tarabanis 1995b, Olague 1998, Marchand 2007]) utilise des approches analytiques, pour lesquelles les valeurs des paramètres du capteur et de la source d'illumination sont calculées à partir de relations analytiques. Néanmoins, l'augmentation de la dimension de l'espace présente un problème au niveau de la recherche d'un point optimal global, contrairement aux travaux du premier groupe, qui utilisent une discrétisation afin de limiter l'espace

de recherche.

Dans notre cas, le problème consiste à planifier le positionnement des sources d'illumination afin de minimiser les erreurs de reconstruction 3D. Pour ce faire, nous nous sommes inspirés de travaux de [Yi 1995]. Cette approche, basée sur les incertitudes de mesure 2D, permettra par la suite d'estimer les erreurs 3D. Dans les sections suivantes, nous allons commencer par rappeler la méthode de [Yi 1995], puis nous décrirons comment améliorer cette approche, avant de l'implémenter dans notre système.

2.4 Formulation du problème

Nous nous intéressons à l'inspection automatisée de pièces industrielles de type quasi-polyédriques incluant des surfaces libres. Cette inspection est faite en comparant le modèle CAO de la pièce et sa reconstruction 3D obtenue à partir d'un ensemble de paires d'image acquises par un capteur stéréoscopique d'une grande précision. Cette reconstruction 3D doit être la plus précise possible pour que l'inspection soit significative.

La première préoccupation, à ne pas sous-estimer dans ce type de problème, est d'obtenir une « bonne » image, facilement exploitable, de l'objet à évaluer. Une « bonne » acquisition, en effet, maximisera la probabilité d'obtenir un bon résultat. En effet, l'expérience ([Batchelor 1985, Coulot 1997, Geveaux 2000]) montre que le traitement le plus performant ne peut qu'imparfaitement restaurer une image dégradée par une acquisition imparfaite. Une façon d'obtenir des images de bonne qualité est d'utiliser une illumination de la scène appropriée. Il est en effet souvent plus judicieux d'améliorer d'abord les conditions d'illumination, plutôt que le traitement des images.

Pour concevoir un tel système d'illumination, des paramètres incontournables doivent être pris en compte. On peut ainsi citer, parmi d'autres :

- l'intensité des sources d'illumination,
- la distribution spatiale de l'illumination (uniforme, diffuse ou dirigée),
- la prise en compte ou non de la lumière ambiante,
- la réflectance de l'objet à inspecter.

Ces paramètres sont également influencés par les caractéristiques du capteur stéréoscopique. En effet, le réglage de l'intensité d'une source lumineuse se fait souvent en fonction de l'optique utilisée et de la sensibilité de la caméra. Lorsque l'étude de ces paramètres n'est pas réalisable, le développement d'un système d'illumination adapté se fait en suivant des règles empiriques bien connues, propres à chaque type de sources d'illumination.

L'illumination dépend aussi du matériau constituant l'objet à inspecter. La

lumière est réfléchi de manière différente selon la nature du matériau. On différencie ainsi grossièrement deux types de réflexion, soit lambertienne, soit spéculaire. La réflexion lambertienne (ou diffuse) s’observe pour des surfaces irrégulières ou granulaires, la lumière étant réfléchi dans un grand nombre de directions et l’énergie du rayon incident redistribuée dans une multitude de rayons réfléchis (Figure 2.1.a). La réflexion est dite spéculaire lorsque le rayon incident donne naissance à un rayon réfléchi unique. C’est le cas des surfaces parfaitement lisses (Figure 2.1.b).

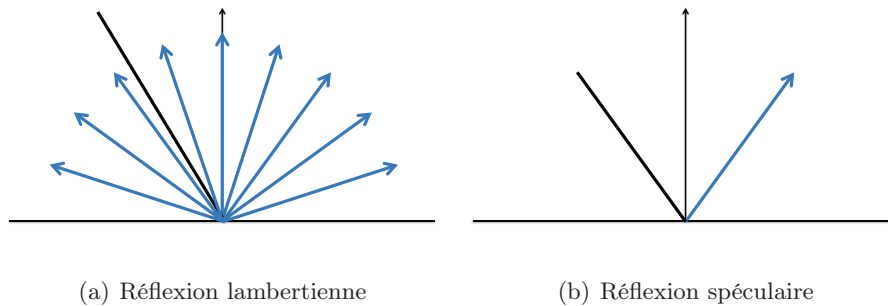


FIGURE 2.1 – Deux types de réflexion (cas idéal).

Quelques techniques d’éclairage ont été classées dans [Batchelor 1985]. Parmi ces techniques, on peut citer l’éclairage uniforme, l’éclairage sans éblouissement, l’éclairage rasant et l’éclairage par l’arrière. Dans [Coulot 1997], une étude de l’illumination de surfaces métalliques a été faite, en analysant les effets des techniques proposées dans la littérature.

Même si ces techniques ne reposent pas sur des études théoriques rigoureuses, elles restent très fréquemment utilisées. Une modélisation s’avère donc indispensable si l’on cherche à adopter une approche moins empirique et à mieux modéliser les phénomènes d’illumination, comme dans le cas de [Far 2005a]. Dans ce travail, une modélisation des conditions d’illumination a été faite, afin d’améliorer les conditions de prises de vue. Cette modélisation repose sur l’utilisation d’un modèle physique de type Beckmann-Spizzichino [Beckmann 1963]. Cela implique que seules les sources ponctuelles sont abordées. L’éclairement et la luminance sont les deux paramètres de l’illumination pris en compte. Mais il est probable que d’autres paramètres (directement calculables à partir des images acquises) puissent aussi être pertinents pour assurer la maîtrise de la position et le réglage des paramètres de la source lumineuse. L’approche suggérée est très prometteuse, mais elle ne prend pas en compte les sources lumineuses multiples. Plus spécifiquement, la maîtrise des paramètres liés à chaque source reste un problème ouvert.

L’optimisation des conditions d’illumination est donc une tâche complexe. En effet, plusieurs aspects contribuent à l’obtention d’images de la meilleure qualité

possible. On peut ainsi, par exemple, mentionner :

1. le type et le nombre de sources d'illumination utilisées,
2. les algorithmes de traitement d'images,
3. la prise de vue (position et orientation des deux caméras de la tête stéréoscopique),
4. la complexité de l'objet et la nature du matériau le constituant, etc.

Tous ces points sont fortement corrélés. La figure 2.2 est ainsi une représentation bidimensionnelle de la relation entre les incertitudes 2D observées dans les images et l'incertitude 3D associée à la reconstruction. Les incertitudes 2D présentes dans les deux images sont propagées vers les points tridimensionnels. Par ailleurs, on peut noter que la distance entre les deux images détermine aussi la taille et la forme de la zone d'incertitude 3D. Avec l'objectif d'automatiser le processus de placement des sources d'illumination, de manière à obtenir des mesures 3D les plus précises possibles, notre idée est alors d'optimiser le placement de l'illumination de manière à minimiser ces erreurs 3D, en supposant que le capteur stéréoscopique a été préalablement soigneusement positionné.

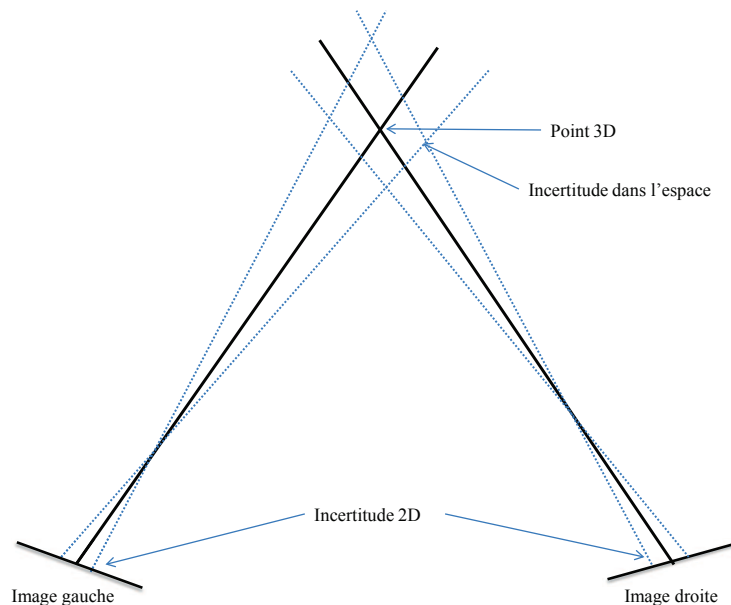


FIGURE 2.2 – Représentation schématique de la relation entre incertitudes 2D et 3D

2.5 Facteurs liés à la planification du positionnement de l'illumination

Sachant que notre effort porte sur l'application de la vision artificielle à l'inspection de pièces industrielles, les facteurs à prendre en compte dans notre système d'acquisition stéréoscopique sont les suivants :

1. **Résolution du capteur**, le capteur que nous avons utilisé est composé de deux caméras CCD de résolution 640×480 pixels. La taille de l'objet à observer dans l'image doit être suffisante pour conduire le processus de mesure dans les images avec une précision donnée.
2. **Champ vision de chaque caméra**, toutes les caractéristiques de l'objet que l'on désire reconstruire doivent être observables dans le champ de vision de la caméra. La condition limite est obtenue lorsque l'objet est juste contenu dans le champ de vue de la caméra. Cette condition permet de définir la distance minimale entre la caméra et l'objet.
3. **Espace du travail**, : les positions de l'objet et des caméras CCD dans l'espace peuvent gêner le positionnement de l'illumination, et donc limitent les possibilités de positionnement des sources d'illumination.
4. **Taille de la pièce** : Dans notre cas, en guise d'illustration de ce qui va suivre, ses dimensions sont $80 \times 50 \times 40$ mm.
5. **Connaissance de la position et de l'orientation initiales de la pièce**,
6. **Connaissance du modèle CAO de la pièce**.

Les deux premiers facteurs sont des caractéristiques propres à chaque caméra ; elles limitent la distance maximale et minimale de la caméra à l'objet. Les autres facteurs, sauf le dernier, limitent l'environnement où l'on peut placer les sources lumineuses.

Tous ces facteurs ont un impact sur la sélection optimale d'une distribution des sources d'illumination, conduisant à obtenir une erreur de reconstruction minimale. Notre objectif est ainsi de définir des critères permettant d'évaluer un placement des sources d'illumination en tenant compte de ces facteurs.

2.6 Stratégie de planification

Le but de notre contribution est de prendre en compte les facteurs ci-dessus pour le placement optimal des sources d'illumination. L'idée consiste à développer un système capable de placer un certain nombre de sources d'illumination de manière optimale, afin de mesurer avec un minimum d'erreur les contours d'intérêt de l'objet à évaluer. Ce placement est effectué en considérant une sphère dans laquelle l'objet est centré. Les sources lumineuses sont déplacées autour de l'objet à mesurer sur la surface discrétisée de cet espace sphérique (figure 2.3), en restant à une distance fixe suffisamment éloignée de l'objet pour que l'illumination soit

approximativement uniforme sur tout l'objet. Ceci fixe le rayon de la sphère. La valeur retenue pour le rayon de la sphère est de 50 *cm*. Cette valeur, choisie empiriquement, permettra d'avoir une illumination quasiment uniforme sur tout l'objet.

Le but de notre travail est de répondre aux questions posées ci-dessus au sujet de placement de l'éclairage. L'idée consiste à développer un système capable de placer un certain nombre de sources d'éclairage afin de mesurer les différents contours de l'objet à inspecter. Ce placement est effectué en considérant une sphère dans laquelle l'objet est centré. Les sources lumineuses sont déplacées autour de l'objet à mesurer suivant une discrétisation de l'espace sphérique (Figure 2.3) et restant à une distance fixe et suffisamment éloignée pour que l'illumination soit approximativement uniforme sur tout l'objet. De cette manière, on suppose que chaque source lumineuse est comprise entre une distance maximale et minimale.

Certaines positions sur la sphère sont délibérément éliminées pour des raisons évidentes. Par exemple, dans le cas où la source lumineuse se trouve en face d'une caméra, on risque de saturer le capteur. De même, cela conduit à définir des zones interdites sur la sphère, pour lesquelles les éléments d'intérêt de l'objet ne sont pas visibles, compte tenu de la position du capteur. On peut en déduire des zones interdites pour la position des sources d'illumination.

Par ailleurs, l'illumination optimale pour une caméra n'est pas forcément optimale pour l'autre caméra de la tête stéréoscopique. Par conséquent, l'optimisation du positionnement des sources d'illumination est faite de manière indépendante pour chaque caméra, l'algorithme de reconstruction 3D étant indépendant de l'illumination.

Avec cette approche, une solution au problème du placement des sources d'illumination peut être déterminée, satisfaisant des contraintes définies ci-après et fonction des facteurs indiqués section 2.5, et pour laquelle une valeur minimale de l'erreur de mesure est obtenue.

2.6.1 Principe de la méthode du placement des sources d'illumination

Une première approche consiste à calculer un critère d'optimisation basé sur les incertitudes de mesure 2D. Ces dernières peuvent être liées directement à la manière dont on place les sources d'illumination.

La méthode que nous proposons se base sur les travaux de [Yi 1995], qui a appliqué sa méthode uniquement à un objet de forme très simple (un cube). Yi *et al.* supposent que les primitives qui composent l'objet à mesurer (principalement des droites) peuvent être déterminées en utilisant un ajustement au sens des moindres carrés des points de contours fournis par un algorithme de détection de

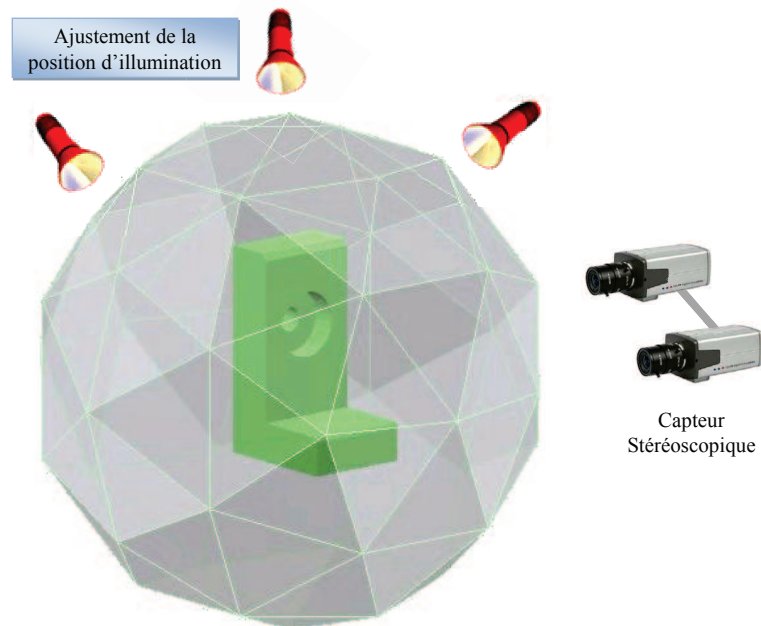


FIGURE 2.3 – Principe d’ajustement de la position des sources d’illumination

points de contour (voir aussi la section 1.4.1, chapitre 1). Cet ajustement est obtenu classiquement en minimisant la somme des carrés des distances entre les points de contour et la droite à ajuster, éventuellement en pondérant les points de contour par leur incertitude de mesure. Pour ce faire, les points de contour sont extraits dans un premier temps en utilisant un détecteur de Canny-Deriche [Deriche 1987]. La présence de bruit dans l’image conduit par ailleurs à obtenir des points de contours mal localisés ; ce qui se traduit par des ensemble de données à ajuster imprécis, voire souvent incomplets. Enfin, cela implique aussi que certains points de contours extraits sont erronés.

Les paramètres des équations d’ajustement de ces ensembles de points de contours imparfaits (comme par exemple la variance) sont aussi affectés par ces incertitudes. Ces dernières doivent cependant être minimisées pour que la reconstruction 3D de ces contours soit la plus correcte possible. L’extraction des contours se fait souvent en utilisant une approche gradient, qui consiste à déterminer des extrema locaux dans la direction du gradient ou en seuillant la norme du gradient. Cela implique que les incertitudes liées aux points de contours extraits dépendent du contraste au voisinage de ces contours. En effet, plus l’image est contrastée (et donc de bonne qualité), plus la détection est correcte et donc l’ajustement analytique meilleur. Une estimation de ce contraste permettra donc d’estimer la qualité de la procédure d’extraction des points de contour et se traduira, ainsi,

par une valeur minimisée de la variance caractérisant la qualité de la procédure d'ajustement appliquée aux ensembles de points de contour.

Une relation, tout à fait empirique et proposée dans [Yi 1995], montre ainsi que l'incertitude de la localisation des points de contours est inversement proportionnelle au contraste local du contour dont il fait partie. Ce contraste est calculé en modélisant l'illumination à l'aide du modèle de Torrance-Sparrow [Torrance 1967]. Ce modèle est basé sur l'optique géométrique et néglige donc le caractère électromagnétique de la lumière. Cette approximation n'est valide que si les irrégularités de la surface sont bien supérieures à la longueur d'onde lumineuse de la source.

En tabulant le contraste et la variance pour les positions admissibles des sources d'illumination (ces deux quantités étant moyennées pour l'ensemble des contours observés dans les images acquises), les positions optimales du capteur et des sources lumineuses sont définies en relevant les positions correspondant à une variance minimale et au contraste le plus élevé. La géométrie de l'objet, permettant de définir quels sont les contours observables dans l'image, et ses propriétés photométriques, permettant de calculer le contraste, doivent être connues *a priori*, ce qui est le cas dans nos applications. Certaines limitations affectent cependant l'approche proposée par Yi *et al.* :

- seules des sources lumineuses ponctuelles sont considérées,
- aucune lumière ambiante n'est prise en considération,
- l'arrière plan est supposé suffisamment sombre pour que l'objet se distingue facilement du fond,
- le coefficient de réflexion doit être connu,
- les contours curvilignes d'un objet ne sont pas pris en compte.

Il en résulte qu'une bonne connaissance de l'objet ainsi que de son environnement est indispensable. Dans notre cas, ces contraintes ne sont pas toujours satisfaites ou connues. En effet, les objets que nous cherchons à évaluer sont supposés être quasi-polyédrique, avec des contours de type segment de droite ou de type curviligne, incluant des surfaces libres. De même, les conditions réelles d'illumination ne sont qu'imparfaitement connues. Pour tenir compte de ces spécificités et palier les limitations mentionnées ci-dessus, nous avons choisi d'optimiser la position des sources d'illumination en prenant en compte les conditions réelles d'illumination, ainsi que la lumière ambiante.

Cette extension notable de la méthode de Yi nous a ainsi conduits à définir d'autres techniques de calcul du contraste. En effet, plutôt que de déterminer le contraste à partir d'une modélisation de l'illumination, nous avons cherché à éviter cette modélisation, à cause de notre connaissance imprécise des conditions d'illumination. Par ailleurs, des techniques d'approximation polygonale ont été appliquées, afin d'être capable d'ajuster les ensembles de points extraits des images soit à des droites, soit à des contours curvilignes (hyperboles ou ellipses).

2.6.2 Calcul du contraste

Il existe de nombreuses définitions du contraste dans la littérature (voir par exemple [Peli 1990]). L'une des plus connues, le contraste de Michelson, a été introduite pour donner une mesure de visibilité de franges d'interférences sur des mires dont la luminance (L) variait de façon sinusoïdale d'une valeur minimale L_{min} à une valeur maximale L_{max} :

$$C^M = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}} \quad (2.1)$$

Cette définition du contraste est largement utilisée en optique.

La loi de Weber définit le contraste comme une variation relative δL de la luminance sur un fond uniforme L :

La loi de Weber définit le contraste comme une variation relative de la luminance δL sur un fond uniforme L [Peli 1990].

$$C^W = \frac{\delta L}{L} \quad (2.2)$$

Cet indice a été utilisé entre autres pour mesurer la visibilité de cibles.

Ces définitions sont de bons estimateurs du contraste perçu. Mais elles sont globales et aucune n'est appropriée pour mesurer un contraste local dans une image.

Parmi les indicateurs locaux, on peut citer la définition du contraste proposée par Gordon [Gordon 1984]. Gordon calcule le contraste de Michelson entre les niveaux de gris moyens de deux régions. Bagdadi a proposé un indice très inspiré de celui de Gordon, en intégrant dans la mesure du contraste local le niveau de gris moyen autour du contour d'un objet et estimé dans une fenêtre d'analyse prédéterminée [Beghdadi 1989]. Ces deux définitions ne permettent pas de calculer le contraste directement lié à un contour, le calcul se faisant sur des régions autour du contour.

Peli [Peli 1990] propose aussi une notion de contraste local à bande limitée, qui prend en compte la sensibilité du système visuel humain aux fréquences spatiales. L'estimation de ce contraste est très coûteuse en temps de calcul. Enfin, une autre méthode de calcul du contraste local, inspiré de la méthode de segmentation de Köhler [Köhler 1981], permet de construire une image binaire, en retenant comme valeur du seuil, celle qui maximise le contraste entre deux zones de l'image [Hautière 2006].

Le contraste de Köhler est défini comme suit :

$$C_{x,x'}^K(s) = \min(|s - f(x)|, |s - f(x')|) \quad (2.3)$$

$s \in [0 : 255]$ est le seuil qui sépare un couple de pixels (x, x')
 $x' \in V_{oisinage}(x)$, et f est la fonction de gris.

Le couple de pixels (x, x') est dit séparé, si la condition (2.4) est respectée :

$$\min(f(x), f(x')) \leq s < \max(f(x), f(x')) \quad (2.4)$$

Pour construire l'image binaire, il suffit de retenir la valeur de seuil s_0 qui maximise le contraste moyen le long de la frontière F associée aux deux régions à distinguer :

$$C^K(s) = \frac{1}{\text{card}(F(s))} \sum_{(x,x') \in F(s)} C_{x,x'}^K(s) \quad (2.5)$$

Nous avons testé cette méthode de segmentation permettant, par suite, de mesurer localement le contraste dans les images acquises.

La figure 2.4 montre le résultat de la segmentation de Köhler sur une partie de l'image d'une pièce représentative des objets que nous cherchons à évaluer. Le calcul du contraste se fait sur toute la frontière extérieure des zones segmentées de l'objet. En effet, la pièce présente des zones lisses non texturées. Cela veut dire que le contraste des contours que l'on peut observer à l'intérieur de la pièce, n'est pas pris en compte.



FIGURE 2.4 – Exemple d'image binaire obtenue en appliquant la technique de segmentation de Köhler. A gauche, image à niveaux de gris ; à droite, l'image binaire correspondante.

Pour palier ce défaut, pour nos applications, il est nécessaire de définir une autre méthode pour déterminer le contraste local. Nous avons ainsi choisi d'utiliser le gradient d'intensité, qui donne une information très locale au voisinage des contours, ce même gradient étant utilisé pour détecter les points de contour constituant ce contour. La valeur du contraste local est ensuite définie comme étant la valeur du gradient d'intensité correspondant à la moyenne des valeurs des gradients d'intensité des points de contours (voir figure 2.5).

2.6.3 Calcul de la variance

Nous avons fait appel à des techniques d'approximation polygonale pour décrire les contours observés dans les images acquises. Ces méthodes d'ajustement sont

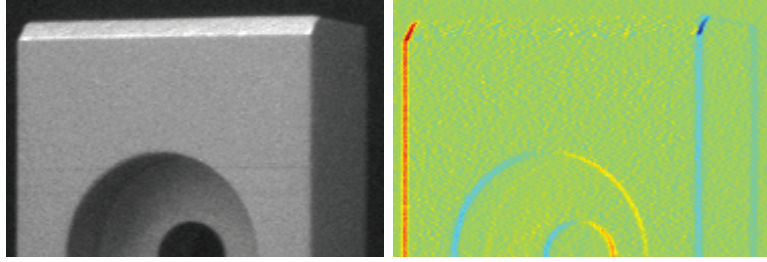


FIGURE 2.5 – Exemple d'estimation du contraste local à partir du gradient d'intensité. À gauche, image à niveaux de gris ; à droite, estimation correspondante du contraste local.

détaillées dans le chapitre 3 (section 3.4). La variance σ^2 quantifie la qualité de l'ajustement et son calcul est présenté ci-après, pour les formes que nous avons retenues pour décrire les contours.

Les contours de type segment de droite peuvent être représentés sous forme algébrique 2.6 par l'équation :

$$Ax + By + C = 0 \quad (2.6)$$

La variance peut ensuite être estimée en minimisant la quantité :

$$\frac{1}{A^2 + B^2} \sum_{i=1}^n (Ax_i + By_i + C)^2 \quad (2.7)$$

La variance peut être exprimée par :

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Ax_i + By_i + C)^2 \quad (2.8)$$

Les contours curvilignes (arcs d'ellipse, ellipses) peuvent aussi être représentés sous forme algébrique par la relation :

$$ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f = 0 \quad (2.9)$$

L'estimation de la variance est ensuite déterminée en minimisant la distance algébrique entre les points de contour et leurs correspondants calculés à partir de l'équation 2.9. L'expression de cette distance est obtenue par la résolution d'une équation du quatrième ordre. Il en résulte que l'estimation de la variance revient aussi à minimiser une équation de degré 4 :

$$\mathcal{F} = \sum_{i=1}^n (ax_i^2 + bx_iy_i + cy_i^2 + dx_i + ey_i + f)^2 \quad (2.10)$$

Malgré le fait que la distance algébrique ne soit qu'une approximation faible de la distance orthogonale, l'avantage principal de l'utilisation de cette mesure repose cependant sur la simplicité de l'implémentation permettant de l'estimer.

L'estimation de la variance peut être facilitée en substituant à la représentation classique de l'équation 2.9 la représentation d'une conique sous forme paramétrique (équation 2.11) :

$$xy = \begin{bmatrix} O_x \\ O_y \end{bmatrix} + Q(\alpha) \begin{bmatrix} a \cos \varphi \\ b \sin \varphi \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

$$\text{avec } Q(\alpha) = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}.$$

xy sont les coordonnées d'un point appartenant à l'ellipse. Le point $O \begin{bmatrix} O_x \\ O_y \end{bmatrix}$ représente le centre de l'ellipse, a et b sont les longueurs des demi-axes principaux (avec $a > b$) et $Q(\alpha)$ dénote la matrice de rotation d'angle α et φ_i sont n angles, uniformément répartis, associés à l'ensemble de points de l'ellipse à ajuster. À partir des n observations $[x_i, y_i]^T$ distribuées dans le plan image 2D et décrivant une ellipse, on peut enfin estimer la variance :

$$\begin{bmatrix} \sigma_x^2 \\ \sigma_y^2 \end{bmatrix} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} O_x \\ O_y \end{bmatrix} - Q(\alpha) \begin{bmatrix} a \cos(\varphi_i) \\ b \sin(\varphi_i) \end{bmatrix} \right)^2 ; \quad i = 1, \dots, n \quad (2.12)$$

2.7 Critères

Nous allons définir dans cette partie les pré-requis à satisfaire obligatoirement pour que l'algorithme de planification du placement des sources d'illumination proposée converge vers une solution optimale :

1. **Position et orientation du capteur stéréoscopique** : Ce dernier doit être positionné et orienté de manière telle que l'acquisition puisse se faire dans les meilleures conditions, ni trop près, ni trop loin de la pièce, pour effectuer des mesures avec une précision optimale. Les deux caméras CCD qui composent le capteur doivent être rigidement fixées sur un support et orientées vers la pièce. La position de l'objet est supposée rester inchangée pendant les manipulations.
2. **Modèle CAO** : Le système fait appel au modèle CAO de la pièce, non seulement pendant le processus d'évaluation dimensionnelle, mais aussi pendant le processus de traitement des images.
3. **Illumination** : Le dispositif d'illumination est supposé composé de sources lumineuses ponctuelles, qui sont utilisées en tenant compte ou non de la lumière ambiante. Les manipulations expérimentales ont été ainsi réalisées avec deux sources lumineuses ponctuelles. Des zones d'ombre peuvent souvent être observées et risquent, par suite, de conduire à un calcul erroné de la variance et

du contraste utilisés pour valider le positionnement des éléments d'éclairage. Ces artefacts peuvent être pris en compte par le biais de la modélisation du dispositif d'illumination et du modèle CAO ; ce qui permet de prévoir ces zones d'ombres dans les images et donc d'en tenir compte pendant leur traitement.

4. **Visibilité des contours de la pièce** : Notre algorithme de planification de positionnement requiert que les contours, pour lesquels le calcul de la variance et du contraste est effectué, soient visibles en totalité dans les images acquises avec les points de vue courants des caméras. Une étape d'évaluation de la visibilité des contours a donc été mise en place, en utilisant le modèle CAO de l'objet à évaluer, et une modélisation du dispositif d'acquisition.

2.8 Description du dispositif expérimental

Le dispositif expérimental, qui va servir à l'ensemble des expériences que nous avons effectué, est constitué d'une tête de mesure stéréoscopique composée de deux caméras CCD du type Sony XC – 55, associées à des optiques ayant une focale fixe de 12 mm. Le dispositif mécanique permettant le déplacement de l'objet est composé d'une table micrométrique comportant quatre degrés de liberté. Trois de ces degrés de liberté sont des translations selon les axes X, Y, Z d'un repère orthogonal lié à la table, avec une course maximale de 100 mm et un pas de 10 micromètres. Le dernier degré de liberté est une rotation de la table, effectuée avec un pas de 0.01° autour de l'axe vertical (axe Y) du dispositif. Nous avons utilisé ce système pour contrôler la position du capteur par rapport à la scène à imager pour l'acquisition des images réelles des pièces à évaluer. Le même système est utilisé pour étalonner les caméras en plaçant une mire d'étalonnage sur la table. Deux sources lumineuses ponctuelles sont placées autour de l'objet sur le banc expérimental constitué de la table micrométrique et de plusieurs supports afin de maintenir le capteur comme représenté dans la figure 2.6.

La reconstruction 3D obtenue à partir d'une acquisition d'images par la tête stéréoscopique est partielle. Nous avons ainsi choisi un angle de vue du capteur permettant d'observer le plus grand nombre de contours de la pièce, de formes et de dimensions différentes. L'angle de vue du capteur retenu pour nos expériences conduit à l'acquisition d'une paire stéréoscopique, comme illustré figure 2.7. Ce point de vue permet d'observer 16 primitives géométriques sur les 24 primitives géométriques composant l'objet à évaluer (pièce en « L »).

2.8.1 Application de l'algorithme de planification de la position des sources d'illumination - Sélection de ces positions

Au lancement de la procédure d'optimisation du placement des sources lumineuses, aucune position de ces sources n'est prédéfinie à l'avance. Les sources d'illumination sont ensuite positionnées dans l'espace en tenant compte des contraintes imposées par les caméras et le dispositif d'illumination utilisés.

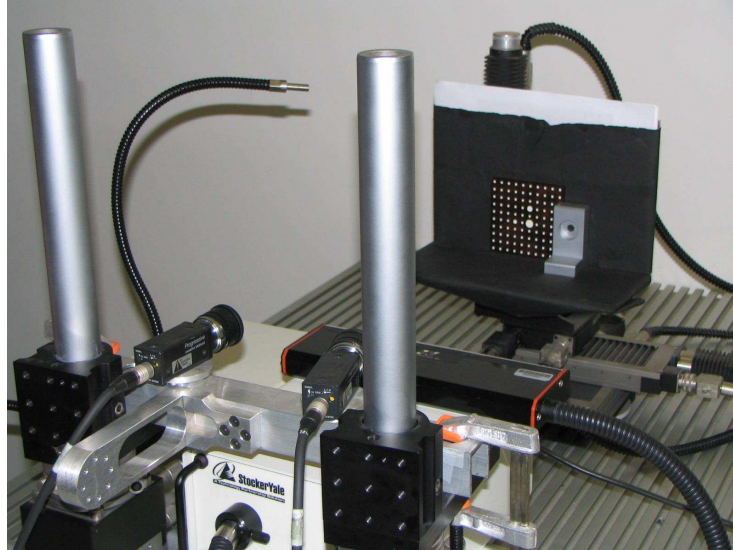
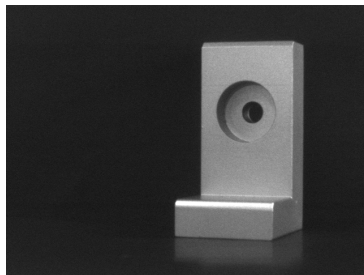
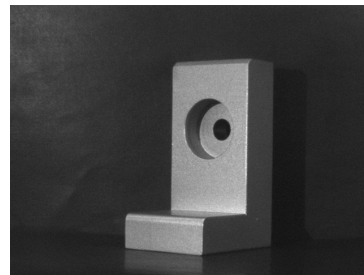


FIGURE 2.6 – Dispositif expérimental



(a) Image gauche



(b) Image droite

FIGURE 2.7 – Images de la pièce à évaluer d'une paire stéréoscopique acquise avec un angle de vue permettant d'observer le plus grand nombre de contours pour la pièce en « L »

La première contrainte à prendre en compte est liée à la position des deux caméras. Ces positions sont définies empiriquement par l'opérateur de telle façon à observer le plus grand nombre de caractéristiques géométriques de l'objet à évaluer dans les deux images, avec des points de vue suffisamment différents pour permettre par la suite d'effectuer une triangulation précise. Pour assurer que l'objet est vu dans la partie centrale des images, le champ de vision de chaque caméra est ajusté en faisant pointer les axes optiques de ces dernières vers le « centre » de l'objet.

Les sources lumineuses sont ensuite placées en fonction des positions des caméras et de la position de l'objet dans la scène en utilisant une sphère géodésique virtuelle. Cela permet de restreindre l'espace de recherche à une surface sphérique, dont le rayon est défini de telle façon à couvrir l'objet entièrement, autour de l'objet cible. Le centre de la sphère est l'origine du repère de la pièce. Cette sphère virtuelle est approximée par un dôme géodésique, comme montré sur la figure 2.8. Le dôme géodésique est obtenu à partir d'un icosaèdre (Figure 2.8.a). Chacun des sommets de l'icosaèdre est commun à cinq facettes triangulaires, adjacentes deux à deux. Cinq arêtes (côtés des facettes) partent de chacun de ces sommets. Chaque facette de l'icosaèdre est un triangle équilatéral, que l'on va subdiviser en triangles plus petits, qui sont ensuite déformés (par projection radiale) pour être placés sur la sphère circonscrite à l'icosaèdre. Un exemple est donné dans la figure 2.8.

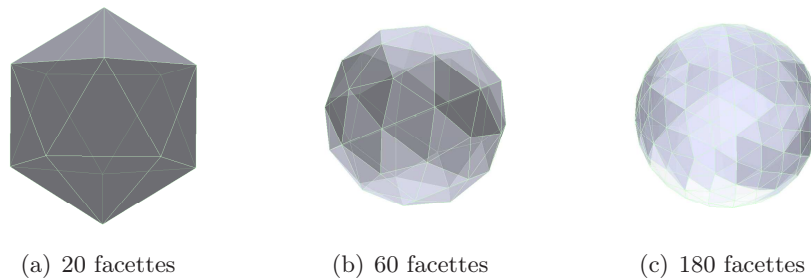


FIGURE 2.8 – Construction d'une sphère géodésique à partir d'un icosaèdre (a). La sphère (b) (respectivement la sphère (c)) est construite en divisant chaque triangle composant l'icosaèdre (respectivement la sphère (b)) en quatre triangles identiques.

Dans notre cas, une sphère géodésique à 60 facettes est largement suffisante. Les sommets de chaque facette sont ensuite considérés comme des positions potentielles pour placer les sources d'illumination autour de la pièce.

Comme cela a été mentionné ci-dessus, seule une reconstruction 3D partielle peut être effectuée à partir d'une acquisition. Compte tenu du point de vue de la tête de mesure stéréoscopique, cela implique, pour l'objet test, que seuls deux cotés de la pièce sont accessibles à la mesure, comme illustré sur la figure 2.9. On peut noter que l'utilisation d'un modèle CAO de l'objet test permet de prédire ce qui pourra

être observé. Pour ce faire, les paramètres extrinsèques, obtenus par étalonnage du capteur, sont injectés dans le système CAO CATIA V5 développé par la société Marcel Dassault Bréguet Aviation (voir l'illustration figure 2.9). On peut en déduire le nombre minimal de sources lumineuses nécessaires pour illuminer de manière optimale les faces visibles de la pièce à évaluer. Dans notre exemple, deux sources lumineuses, au minimum, sont nécessaires pour illuminer de manière optimale les deux cotés visibles de la pièce. Ces deux faces se trouvant dans un quart de la sphère (coté face, en haut), les sources lumineuses devront être obligatoirement positionnées dans ce même quart de la sphère afin d'illuminer les deux faces de la pièce. L'espace de recherche pour déterminer les positions optimales est ainsi réduit de manière notable. L'extension à un plus grand nombre de faces visibles est directe et conduira systématiquement à réduire l'espace de recherche. Par ailleurs, initialement, une source lumineuse sera placée en regard de chacune des faces visibles de la pièce manuellement. Cette contrainte sur la manière de positionner un ensemble de sources lumineuses permet d'éviter qu'une des faces visibles de la pièce ne soit pas correctement observable dans les images. Cela conduit à nouveau à une réduction des possibilités de placement. Ainsi, dans le cas de notre exemple, positionner les deux sources lumineuses du même coté de la pièce conduirait à prendre le risque de ne pas être capable d'évaluer significativement l'autre face de la pièce. Il reste enfin à optimiser la position de chaque source lumineuse, pour obtenir des images dont la qualité est optimisée.



FIGURE 2.9 – Faces visibles de la pièce test (*face avant en vert clair et coté droit en vert foncé*), correspondant au point de vue de la caméra droite de la paire stéréoscopique de la figure 2.8

2.8.2 Traitement d'images - choix des valeurs des paramètres

Après acquisition de la paire d'images stéréoscopiques, la première étape du traitement consiste à détecter les points de contour de l'image. Cette étape est

assurée par un algorithme de détection de contours basé sur l'opérateur de Canny, comme sommairement décrit dans la section 1.4.1 du chapitre 1. Un premier résultat est illustré dans la figure 2.10 pour une seule image, celle de gauche de la paire stéréoscopique. L'image droite est traitée par les mêmes opérations. Afin d'être visible dans l'ensemble des illustrations de cette section, l'épaisseur des contours a été doublée dans toutes les images illustrant un résultat, ici de détection.

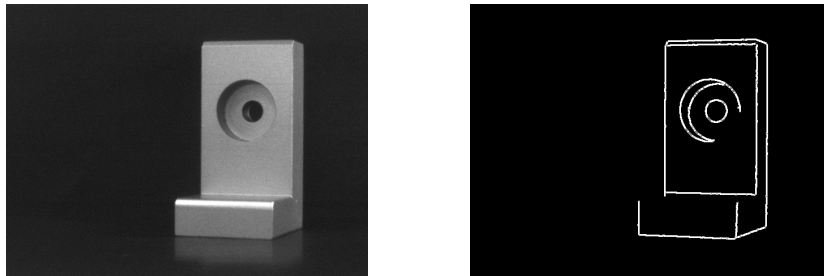


FIGURE 2.10 – Détection de contours dans l'image gauche de la paire stéréoscopique (sans contrôle particulier des conditions d'illumination). (a) image acquise ; (b) image traitée.

Ensuite, pour faciliter l'analyse des résultats, les contours de la pièce visibles du point de vue courant du capteur sont numérotés, en s'aidant du modèle CAO de la pièce (l'image de synthèse correspondante peut être traitée de la même manière que l'image réelle, et l'on obtient ainsi les contours « idéaux » de la pièce), comme le montre la figure 2.11.

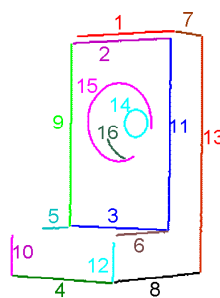


FIGURE 2.11 – Contours de la pièce modèle visibles du point de vue courant du capteur

Nous pouvons en particulier observer que certains contours ne sont pas complè-

tement, voire pas du tout, détectés, à cause d'une illumination imparfaite des zones correspondantes de l'objet (contours horizontaux n° 5 et 6 et contours curvilignes n° 15 et 16, par exemple). Le calcul de la variance pour ces contours, après ajustement au modèle géométrique correspondant, ne serait pas judicieux. En effet, si nous effectuons un ajustement à un segment de droite ou à un arc d'ellipse des listes de points de contour partielles correspondantes, de taille plus petite que la taille réelle que l'on peut estimer à partir du modèle CAO (figure 2.11), la variance estimée ne sera pas significative. En effet, en prenant l'exemple du contour n°5 de la figure 2.12. L'estimation de la longueur (exprimée en unités « pixel ») du contour détecté correspondant est de 9 pixels, alors que sa taille réelle est de 35 pixels. Par ailleurs, la variance associée est nulle car les 9 pixels sont pratiquement alignés et le contraste de part et d'autre du contour est très faible (0.23). Ces valeurs ne sont donc pas très informatives pour qualifier la position des sources d'illumination (voir section 2.6.3 du chapitre 2).

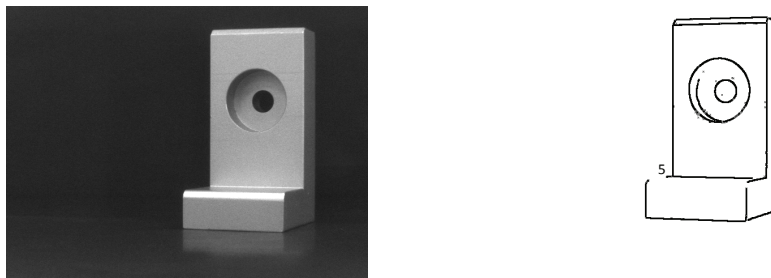


FIGURE 2.12 – Exemple de détection d'un contour, ici le contour n°5, dont la taille est trop faible par rapport à la taille réelle. (a) image acquise ; (b) image traitée.

Par conséquent, pour prendre en compte la détection imparfaite de certains contours, nous avons introduit, pour le calcul de la variance et du contraste, des critères supplémentaires, portant notamment sur la visibilité dans l'image des contours détectés. Ces critères permettent d'assurer que le calcul de la variance et du contraste pourra s'effectuer avec un nombre suffisant de contours, chaque contour ayant par ailleurs une longueur suffisante. Les deux critères correspondants que nous avons définis sont ainsi associés à deux seuils : $S_{longueur}$ (exprimée en unités « pixel ») pour évaluer la taille des contours et S_{nombre} pour fixer le nombre minimum de contours correctement détectés.

Pour fixer ces seuils, nous avons réalisé plusieurs tests en choisissant de manière aléatoire les positions des sources d'illumination et leur intensité, en supposant que la position de la pièce dans la scène est celle montrée sur la figure 2.11.a (les figures 2.13 et 2.14 illustrent un exemple des expériences réalisées). L'analyse des résultats

de ces expériences a montré que les contours verticaux sont toujours correctement visibles (donc extraits) dans les images traitées, avec une taille proche de leur taille réelle estimée *a priori* à partir des images de synthèse construites à l'aide du modèle CAO, contrairement aux contours horizontaux de l'objet dont la visibilité dans les images traitées dépend fortement des conditions d'illumination. Ainsi, les contours 6 et 8 (voir aussi la figure 2.12) sont mal observés et détectés pour pratiquement toutes les conditions d'illumination testées. Nous en avons conclu qu'il était nécessaire de fixer les deux seuils définis ci-dessus en fonction du type du contour et de son orientation dans l'image. Pour les contours curvilignes, l'ensemble des contours est habituellement visible, même si certains contours (comme le contour n°15 par exemple) sont incomplètement détectés.

Pour un point de vue donné du capteur, correspondant ici au point de vue utilisé pour acquérir les images gauches et droites montrées dans les figures 2.13 et 2.14, le tableau 1 indique la taille en pixels des différents contours composant l'objet et qui sont observés dans les images de synthèse gauche et droite construites à partir modèle CAO de la pièce. Cette opération peut être effectuée quelle que soit la position du capteur dans la scène observée, les paramètres extrinsèques du capteur étant introduit dans le système CAO après avoir déterminé l'attitude de la tête de mesure dans la scène.

n° du contour	Taille (en <i>pixels</i>) (image gauche)	Taille (en <i>pixels</i>) (image droite)
1	152	123
2	152	123
3	152	123
4	152	123
5	35	72
6	35	72
7	24	59
8	55	126
9	250	256
10	53	55
11	250	256
12	75	55
13	315	316
14	101	96
15	271	263
16	125	135

TABLE 2.1 – Taille en pixels des primitives observées dans les images gauche et droite obtenues à partir du modèle CAO de la pièce observée.

À partir du tableau 2.1 et des observations expérimentales, nous avons ensuite empiriquement fixé les seuils, comme indiqué dans le tableau 2.2 :

On peut noter que les valeurs de « Seuil_taille » garantissent la visibilité des

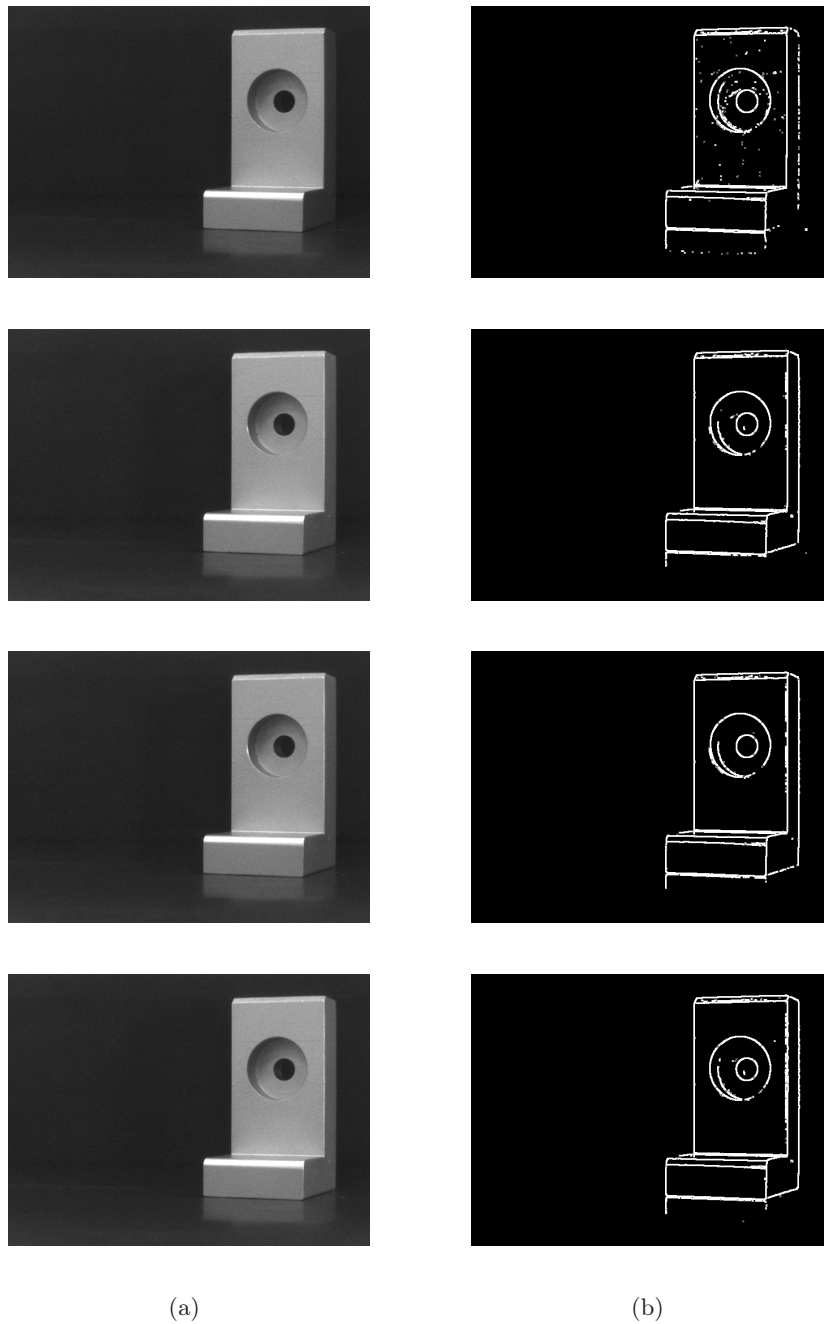


FIGURE 2.13 – Détection de contours dans l'image gauche de paires stéréoscopiques (acquises avec des conditions d'illumination variables). (a) images acquises; (b) images traitées. On peut observer, qu'en fonction des conditions d'illumination, des artefacts apparaissent dans les images traitées (contours liés à des effets d'illumination).

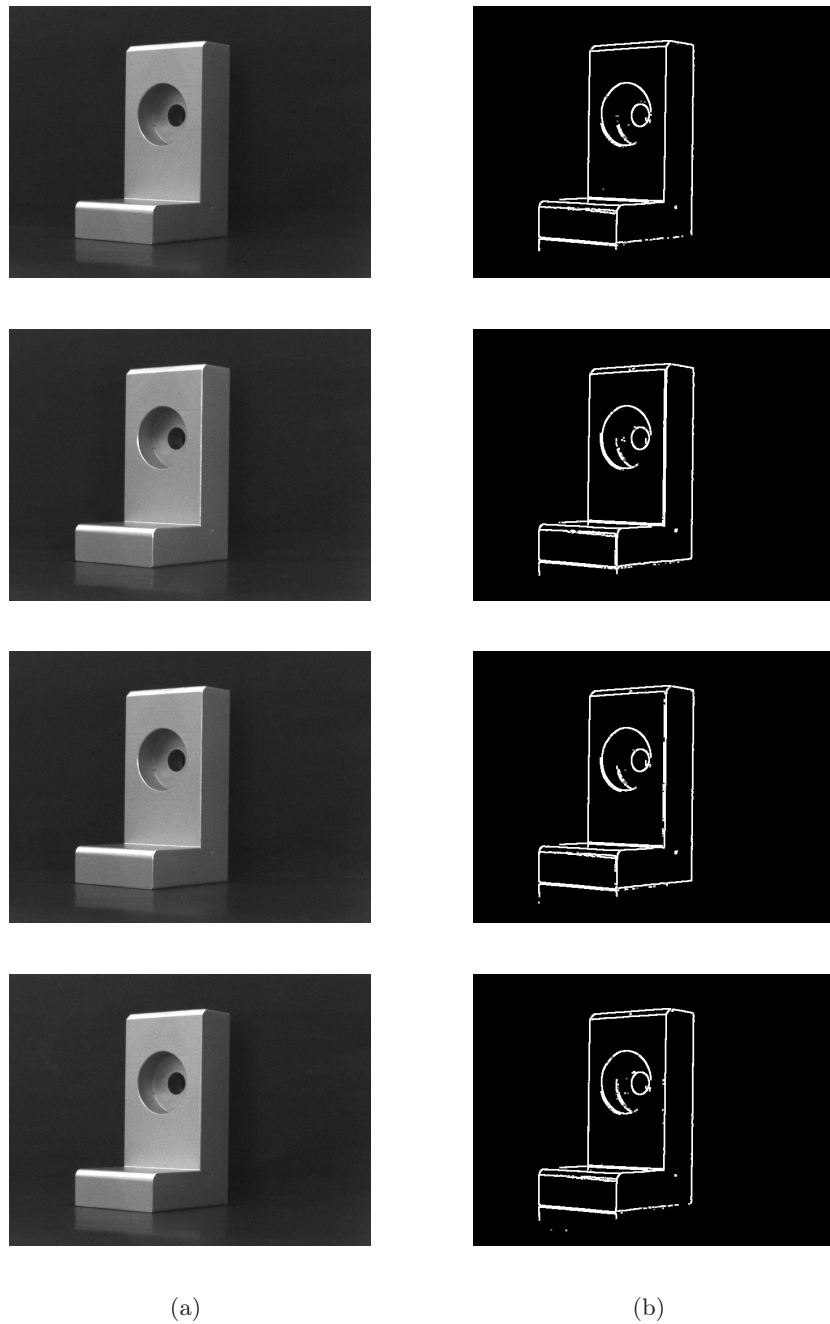


FIGURE 2.14 – Détection de contours dans l'image droite de paires stéréoscopiques (acquises avec des conditions d'illumination variables). (a) images acquises; (b) images traitées. On peut observer, qu'en fonction des conditions d'illumination, des artefacts apparaissent dans les images traitées (contours liés à des effets d'illumination).

	Nombre total	Seuil_nombre_de _contours_visibles	Seuil_taille (%)
Contours verticaux	5	5	90
Contours horizontaux	6	8	90
Contours curvilignes	2	3	90

TABLE 2.2 – Valeurs des seuils en fonction de la nature du contour (les valeurs de Seuil_nombre_de_contours_visibles dépendent du point de vue du capteur)

contours dans les images traitées et qu'elles ne dépendent pas des conditions d'acquisition, contrairement aux valeurs de « Seuil_nombre_de_contours_visibles ». Ces dernières sont fonction du point de vue de la tête de mesure et permettent de s'assurer qu'un nombre suffisant de contours exploitables sera observé dans les images traitées.

2.9 Résultats et discussion

Nous avons présenté dans la section 2.6 une stratégie de planification de la position de sources d'illumination, conduisant à déterminer des conditions d'acquisition qui, par suite, pendant le traitement des images acquises, permettront de minimiser l'erreur 3D observée lors de la reconstruction de pièces manufacturées. Cette planification consiste à fixer les positions optimales des sources lumineuses, ces positions étant caractérisées, comme indiqué section 2.6, par une variance minimale et un contraste maximal pour l'ensemble des contours évalués pour qualifier la qualité d'un placement des sources lumineuses. Dans ces positions optimales, l'acquisition est supposée fournir des images de qualité optimale, pour la suite des traitements. Cette méthode de planification pour le placement du dispositif d'éclairage est résumée dans la figure 2.15.

Dans la suite de cette section, nous allons présenter quelques résultats portant sur l'application de la méthode d'optimisation du placement des sources d'illumination décrite ci-dessous. Celle-ci permettra d'améliorer la précision 2D des points de contour extraits des images de la pièce à évaluer, après « convergence » de cette stratégie d'optimisation des conditions d'acquisition.

Dans nos expériences, nous avons utilisé deux sources lumineuses ponctuelles, positionnées de part et d'autres de la pièce, comme indiqué figure 2.16. Soit L_1 la source lumineuse positionnée en face de la pièce, et L_2 la source qui se trouve sur le coté droit de la pièce. En tenant compte de la numérotation des contours de la figure 2.11, la source L_1 éclaire les contours (1, 2, 3, 4, 5, 9, 14, 15, 16 tandis que la source L_2 illumine les contours (7, 13, 8). Les contours 6, 11 et 12 sont éclairés par les deux sources à la fois.

L'optimisation du positionnement de ces deux sources lumineuses est effectuée en deux étapes et pour une seule image à la fois (le nombre d'étapes d'optimisation

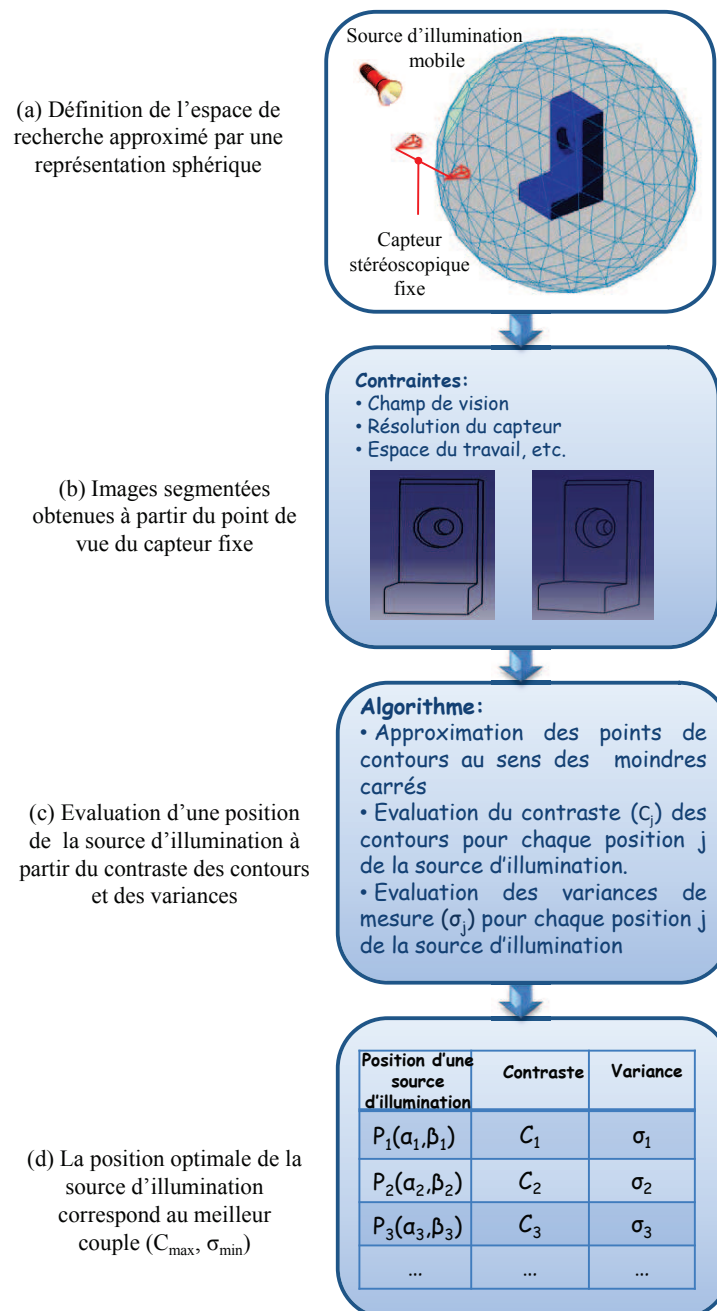


FIGURE 2.15 – Stratégie de planification pour le placement du dispositif d'éclairage, dans le but d'optimiser la précision des données de mesure (points 3D reconstruits). Chaque position potentielle d'une source lumineuse est qualifiée par un couple de valeurs (variance, contraste).



FIGURE 2.16 – Emplacement des sources lumineuses L_1 et L_2 par rapport à la pièce.

correspond, dans le cas général, au nombre de sources lumineuses utilisées et la procédure qui suit se généralise directement et sans difficulté à un nombre quelconque de sources d'illumination). La première étape consiste à optimiser le positionnement de la source L_1 en supposant L_2 fixe et placée manuellement sur un des sommets de la sphère géodésique, tandis que la deuxième étape optimise le placement de la source L_2 en supposant la source L_1 placée dans la position optimale déterminée lors de la première étape. De cette manière, deux couples de position optimale, pour les deux sources lumineuses, sont trouvées. Il reste enfin à ne retenir comme solution finale qu'un seul de ces deux couples. Pour déterminer cette solution, nous sommes confrontés à la résolution d'un problème non-linéaire. La résolution de ce type de problèmes nécessite habituellement l'utilisation d'algorithmes très complexes, même lorsque les contraintes du problème sont linéaires et la fonction objectif à optimiser non-linéaire. Usuellement, ces algorithmes reposent sur une recherche itérative de la solution et utilisent des approximations locales, linéaires ou quadratiques de la fonction objectif [Norbert 1995]. En particulier, la programmation dite séparable permet ainsi de traiter ce type de problème au moyen d'une approximation linéaire de la fonction objectif et de bénéficier des performances (temps de convergence) de ce type d'algorithmes, sans affecter notablement la précision. Une description de la programmation séparable est donnée dans l'annexe B.

On peut noter que la même difficulté a été rencontrée par Yi *et al.* [Yi 1995]. En effet, dans leur cas, une solution unique est à retenir parmi les deux solutions v_1 et v_2 associées aux positions optimales soit du capteur, soit de la source

d'illumination. La méthode utilisée par ces auteurs pour résoudre cette difficulté est celle proposée par Wendell et Hurter et faisant appel à la programmation séparable [Wendell 1976]. C'est cette approche que nous avons retenue pour déterminer la solution finale de notre méthode d'optimisation du placement des sources d'illumination.

La figure 2.18 donne, pour la caméra gauche, l'image acquise, l'image traitée et les valeurs de la variance moyenne et du contraste moyen pour différentes positions de la source d'illumination L_1 , pour une position fixe de la source L_2 . Les contours détectés sont au nombre de 15 sur 16 possibles. On peut observer que le contour n°1 reste difficile à extraire, même si dans la position 4 (figure 2.18.h) il peut être extrait de manière incomplète. La position optimale de la source d'illumination L_1 est celle correspondant à la position 3 (figure 2.18.e). Cette solution correspond au meilleur compromis pour les deux critères retenus ($\sigma^2=0.69$; $C=0.52$). Contrairement à la position 4 (figure 2.18.g), pour laquelle le contraste est plus élevé, mais au prix d'une variance elle aussi plus grande.

Une fois la position optimale de L_1 déterminée (position 3 de la figure 2.18), notre approche cherche la position optimale de L_2 pour cette position optimale de L_1 (voir la figure 2.19). À nouveau, seul le contour n°1 ne peut être observé. En faisant la même analyse que précédemment, la position optimale de L_2 correspond à la position 5 (Figure 2.19.b), avec un compromis optimal donné par ($\sigma^2=0.63$; $C=0.59$).

Le choix final entre ces deux solutions optimales a enfin été effectué en faisant appel à la programmation séparable. La solution ainsi trouvée correspond à la position 5 (Figure 2.19.b).

Nous avons aussi appliqué la même procédure à l'image droite (voir les figures 2.20 et 2.21). Dans ce cas, les contours 3, 7 et 15 sont mal détectés, l'intensité de l'illumination n'étant pas suffisante pour convenablement les éclairer. Le contour 11, quant à lui, est mal localisé, à cause d'une surintensité que l'on peut observer dans les images acquises. Les positions optimales pour les sources L_1 et L_2 sont respectivement associées aux positions 10 et 16 (figure 2.20.c et figure 2.21.g). Ici aussi, la programmation séparable permet de retenir la solution optimale finale, à savoir la position 16 (figure 2.21.g).

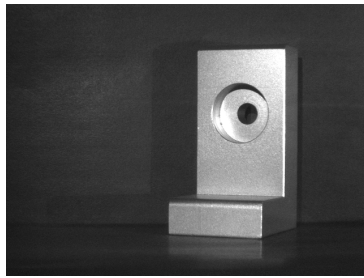
Le tableau de la figure 2.17 ci-après résume les valeurs moyennes de la variance et du contraste ainsi estimées :

Les valeurs de la variance et du contraste calculées sur l'ensemble des contours donnent un aperçu global sur la qualité de l'image. La validation des placements optimaux des sources d'illumination se fait à partir de ces valeurs. Malheureusement, certains contours, qui présentent des erreurs de détection très fortes (*i.e.* variance grande) dues à l'illumination, peuvent pénaliser d'autres contours bien extraits (*i.e.* de variance minimale), car la moyenne des variances sera grande, et le choix de position

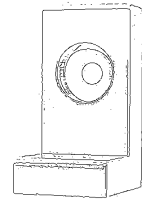
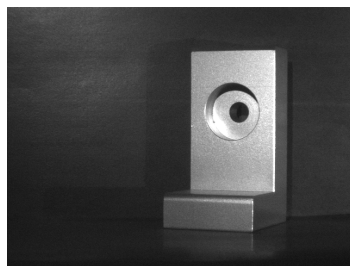
Image gauche	Variance	Contraste	Image droite	Variance	Contraste
Position 1	0.89	0.39	Position 9	0.93	0.82
Position 2	0.85	0.43	Position 10	0.71	0.81
Position 3	0.69	0.52	Position 11	0.95	0.79
Position 4	0.75	0.60	Position 12	0.88	0.74
Position 5	0.63	0.59	Position 13	0.84	0.80
Position 6	0.72	0.60	Position 14	0.91	0.78
Position 7	0.78	0.54	Position 15	0.57	0.76
Position 8	0.81	0.55	Position 16	0.52	0.79

FIGURE 2.17 – Valeurs moyennes de la variance et du contraste calculées pour les positions des sources lumineuses L_1 et L_2 des figures 2.18 à 2.21. Les valeurs en gras correspondent aux positions optimales des sources, déterminées séparément pour chaque caméra. La position 5 (caméra gauche) et la position 16 (caméra droite) sont les positions optimales retenues après application de la programmation séparable (en grisé dans le tableau).

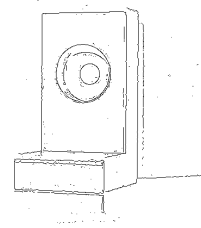
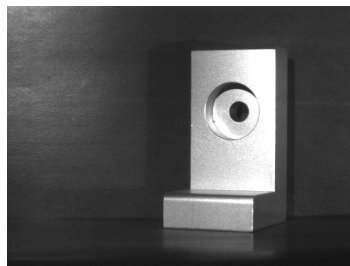
des sources d'illumination en dépendra. Une approche locale est dans ce cas envisageable et fortement recommandée. L'idée consiste alors à « valider » chaque contour séparément, en appliquant éventuellement une pondération, fonction de cette validation, aux valeurs de variance et de contraste. Cela permet d'évaluer chaque contour indépendamment des autres contours et minimiser ainsi l'erreur localement pour chaque primitive, comme cela est le cas des contours 3, 7, 11 et 15 pour les images de la caméra droite (voir figure 2.20.b, 2.20.d 2.20.f et figure 2.21.h).



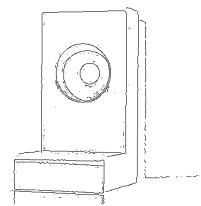
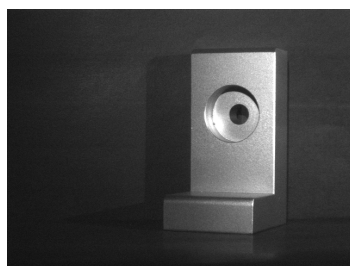
(a) Position 1

(b) $\sigma^2 = 0.89$; $C = 0.39$ 

(c) Position 2

(d) $\sigma^2 = 0.85$; $C = 0.43$ 

(e) Position 3

(f) $\sigma^2 = 0.69$; $C = 0.52$ 

(g) Position 4

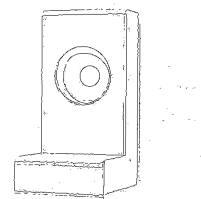
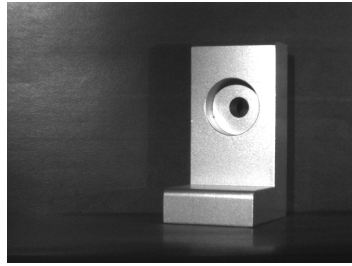
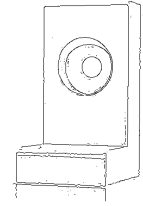
(h) $\sigma^2 = 0.75$; $C = 0.60$

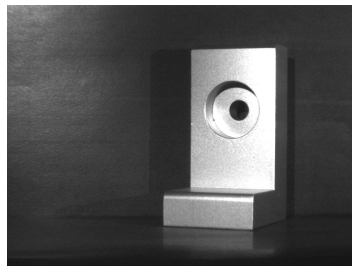
FIGURE 2.18 – Images acquises, images traitées et valeurs moyennes de la variance et du contraste pour différentes positions de la source d'illumination L_1 [positions 1-4] pour la caméra gauche, la position de la source d'illumination L_2 étant fixe. La position 3 est la position optimale avec une variance minimale de 0.69 et un contraste de 0.52.



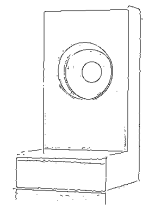
(a) Position 5



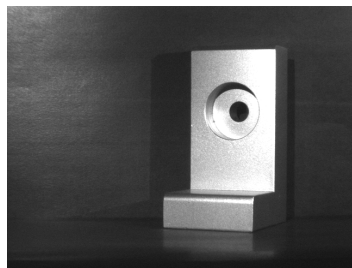
(b) $\sigma^2 = 0.63$; $C = 0.59$



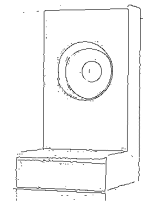
(c) Position 6



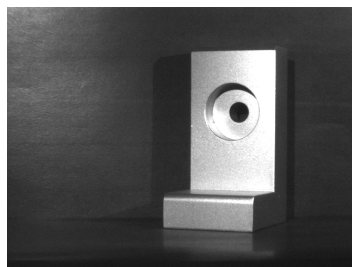
(d) $\sigma^2 = 0.72$; $C = 0.60$



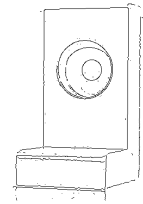
(e) Position 7



(f) $\sigma^2 = 0.78$; $C = 0.54$

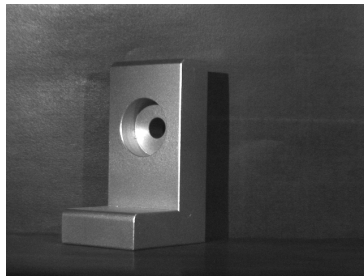


(g) Position 8

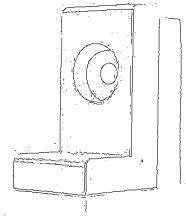
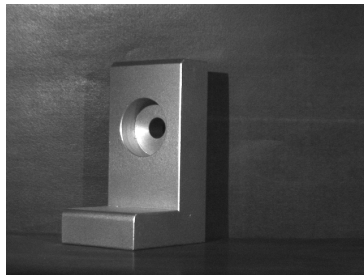


(h) $\sigma^2 = 0.81$; $C = 0.55$

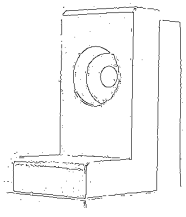
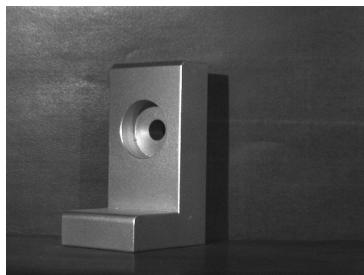
FIGURE 2.19 – Images acquises, images traitées et valeurs moyennes de la variance et du contraste pour différentes positions de la source d'illumination L_2 [positions 4-8] pour la caméra gauche, la position de la source d'illumination L_1 étant la position optimale (position 3) de la figure 2.18. La position 5 est la position optimale avec une variance minimale de 0.63 et un contraste de 0.59.



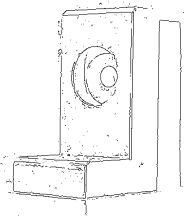
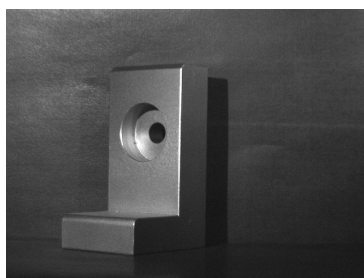
(a) Position 9

(b) $\sigma^2 = 0.93$; $C = 0.82$ 

(c) Position 10

(d) $\sigma^2 = 0.71$; $C = 0.81$ 

(e) Position 11

(f) $\sigma^2 = 0.95$; $C = 0.79$ 

(g) Position 12

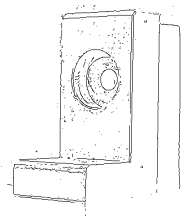
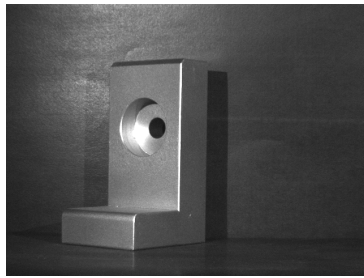
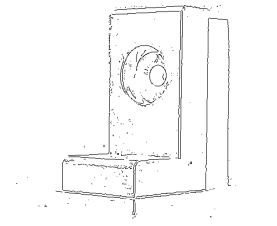
(h) $\sigma^2 = 0.88$; $C = 0.74$

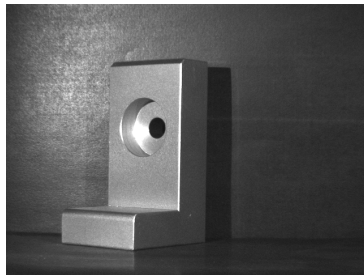
FIGURE 2.20 – Images acquises, images traitées et valeurs moyennes de la variance et du contraste pour différentes positions de la source d'illumination L_1 [positions 9-12] pour la caméra droite, la position de la source d'illumination L_2 étant fixe. La position 10 est la position optimale avec une variance minimale de 0.71 et un contraste de 0.81.



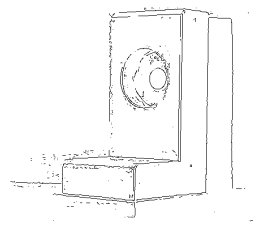
(a) Position 13



(b) $\sigma^2 = 0.84$; $C = 0.80$



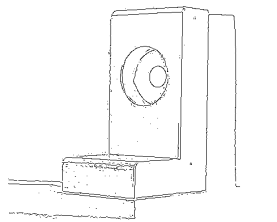
(c) Position 14



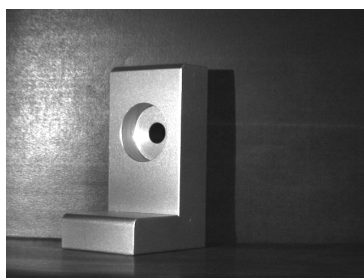
(d) $\sigma^2 = 0.91$; $C = 0.78$



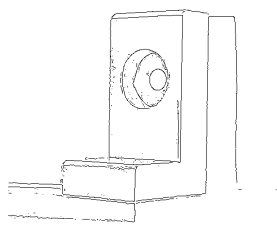
(e) Position 15



(f) $\sigma^2 = 0.57$; $C = 0.76$



(g) Position 16



(h) $\sigma^2 = 0.52$; $C = 0.79$

FIGURE 2.21 – Images acquises, images traitées et valeurs moyennes de la variance et du contraste pour différentes positions de la source d'illumination L_2 [positions 13-16] pour la caméra droite, la position de la source d'illumination L_1 étant la position optimale (position 10) de la figure 2.20. La position 16 est la position optimale avec une variance minimale de 0.52 et un contraste de 0.79.

2.10 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation d'une méthode d'optimisation du placement des sources d'illumination, dans le but de minimiser par la suite les erreurs de reconstruction 3D. Nous avons présenté dans un premier temps un résumé de travaux antérieurs liés à la planification automatique du placement de caméras ou/et de sources d'illumination. Notre attention a plus particulièrement porté sur les travaux de [Yi 1995]. Leur méthode, détaillée dans ce chapitre, permet de mieux comprendre l'objectif de nos travaux. Dans leur méthode, la planification des positions de la source de lumière ou/et du capteur repose sur une approche exploitant l'incertitude de mesure liée à la description d'éléments de contour. Plus spécifiquement, les positions possibles du capteur ou du dispositif d'illumination sont évaluées à partir de mesures du contraste local autour des contours et des erreurs d'approximation 2D de ces derniers. Ces deux critères sont définis en faisant appel à une modélisation de l'illumination reposant sur le modèle de réflexion de Torrance-Sparrow [Torrance 1967]. Compte tenu de la complexité impliquée par la modélisation du dispositif d'illumination de notre système, nous avons retenu une approche exploitant le gradient d'intensité des images pour estimer localement le contraste au voisinage des contours. De même, les erreurs 2D liées aux contours sont estimées à partir des variances associées aux approximations polygonales des listes de points de contours.

Des critères supplémentaires, liés à la visibilité des contours et portant sur la taille et le nombre de contours visibles dans les images, ont été ajoutés au processus d'optimisation, pour améliorer la robustesse de notre méthode. Ainsi, le calcul de la variance et du contraste n'est effectué que pour un nombre minimum de contours de taille suffisante. Les seuils correspondant sont fixés de manière empirique et peuvent être ajustés par l'utilisateur.

Les résultats expérimentaux montrent que cette approche est localement robuste. En effet, certains contours, qui présentent des erreurs de détection très fortes, peuvent pénaliser des contours associés à une variance très faible. Une solution évaluant localement les contours est alors envisageable, si l'on cherche à minimiser l'erreur de chaque primitive extraite indépendamment des autres primitives.

Une minimisation des erreurs 2D n'est pas suffisante pour permettre une évaluation quantitative de pièces manufacturées. Une quantification de ces erreurs est indispensable. Celle-ci pourra être ensuite propagée jusqu'à la phase de reconstruction 3D. Cette phase fournit une description quantitative de la géométrie de la pièce, associée à une estimation des erreurs 3D de reconstruction. Cette estimation est nécessaire pour évaluer la conformité de la pièce en tenant compte de ses dimensions et de ses spécifications de tolérance. Le chapitre 3 est consacré à cet aspect de notre travail.

Estimation et propagation d'erreur

3.1 Incertitude de mesure

Un capteur stéréoscopique est composé de deux caméras CCD. Une caméra CCD est avant tout un instrument de mesure, la grandeur physique observée étant le flux lumineux. Le lot commun des instruments de mesure est d'être imparfait et d'entacher d'une erreur plus ou moins grande les résultats qu'ils fournissent. En physique, les mesures expérimentales effectuées sont précautionneusement accompagnées de marges d'incertitudes.

Mais de quoi dépend la marge d'erreur et comment l'estimer ? La réponse à ces questions est un problème complexe, plus complexe parfois que la mesure elle-même. Pourtant l'enjeu est de taille, car identifier les causes ou sources d'erreurs, c'est se donner les moyens de réduire leur importance. On peut distinguer deux grandes familles d'erreurs : les erreurs dites systématiques et les erreurs dites aléatoires [Taylor 1997].

Les erreurs systématiques sont généralement celles qui posent le moins de problème, à cause de leur caractère déterministe. Supposons que l'instrument ajoute systématiquement une valeur constante à toutes les mesures qu'il réalise. Une simple opération de tarage à l'aide d'un étalon permettra de connaître le niveau de cette erreur et de retrancher cette dernière aux données brutes pour les corriger. Avec une caméra CCD, cette opération de « tarage » est appelée un « étalonnage ».

Les erreurs aléatoires posent un problème plus sérieux car, par définition de ces erreurs, il sera impossible de corriger une mesure instantanée. Cependant, un traitement statistique d'un lot de plusieurs mesures du même phénomène permet d'accroître la précision. Le caractère imprévisible des erreurs aléatoires est analogue à un bruit. Ce type de marge d'erreur est ainsi désigné sous le nom de « bruit de mesure ». On dira encore que la mesure est bruitée. Le bruit peut donc être interprété comme un écart entre le signal effectivement observé et le signal réel idéal, cet écart variant aléatoirement d'une mesure à l'autre.

La valeur du bruit peut souvent être estimée à partir d'un modèle mathématique, dans lequel interviennent les paramètres significatifs qui affectent la mesure. Le bruit peut aussi être relevé expérimentalement à partir d'une analyse statistique des données acquises. Une modélisation correcte du bruit suppose une bonne connaissance des mécanismes qui influencent la mesure et l'analyse statistique suppose ensuite que nous puissions acquérir suffisamment de mesures indépendantes de la grandeur observée. Intéressons-nous à ce dernier cas, c'est-à-dire à l'estimation expérimentale du bruit à partir d'un échantillon contenant un grand nombre de mesures du même phénomène, observé avec la même instrumentation. Quelle que soit la grandeur mesurée, on peut tracer un graphe dans lequel l'axe x , qui représente la mesure, est subdivisé en classes régulières qui découpent en autant de plages l'intervalle des valeurs mesurées. Le nombre de classes est défini par la racine carrée du nombre des valeurs mesurées dont on dispose. On porte ensuite sur l'axe y le nombre d'occurrences de la valeur mesurée dans chacune de ces plages (Figure 3.1). Cet histogramme permet ensuite d'estimer le bruit.

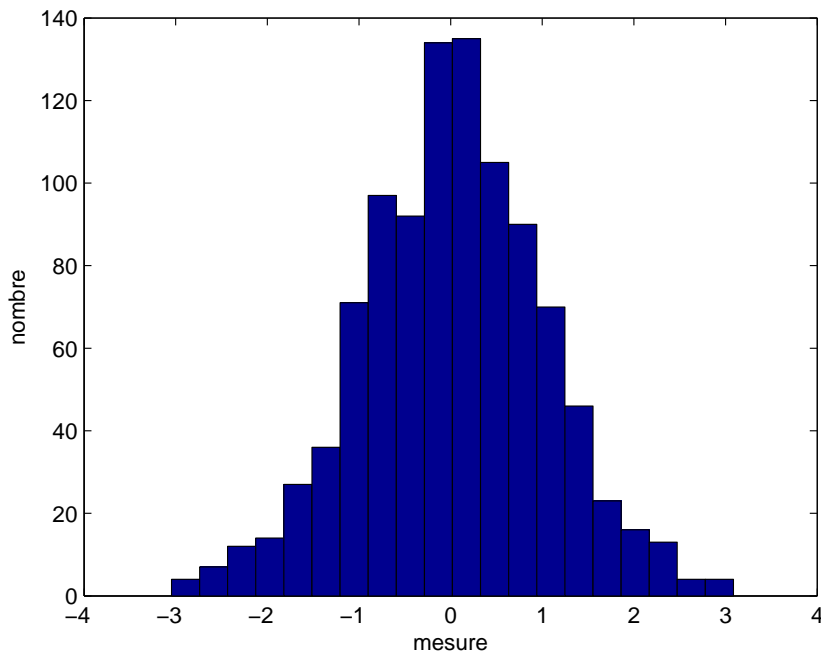


FIGURE 3.1 – Courbe de densité de probabilité d'un bruit gaussien ($\mu = 0$; $\sigma = 1.03$).

Cet histogramme constitue aussi une estimation de la distribution des valeurs mesurées. Il apparaît que cette distribution est habituellement symétrique par rapport à la valeur moyenne des mesures et qu'elle tend à s'annuler lorsqu'on s'éloigne de cette moyenne. La courbe a une allure souvent gaussienne que l'on appelle parfois courbe en cloche [James 1983]. Elle traduit la distribution des mesures en fonction

de leur valeur. Les mathématiciens se sont intéressés depuis longtemps à l'interprétation de ce type de distribution. Une discipline en est née : la statistique. Les statisticiens désignent par distribution normale la courbe que nous venons de tracer à partir des données de mesure. Elle illustre la densité de probabilité de nos mesures.

L'interprétation géométrique de la distribution normale est simple : la valeur située au pic de la courbe n'est autre que la moyenne de toutes les mesures. C'est à cet endroit que la densité de probabilité est maximale ; ce qui signifie que la valeur moyenne est bien la valeur la plus probable de la quantité mesurée. En s'éloignant de la valeur moyenne, le nombre de points de mesure diminue régulièrement pour s'annuler quasi totalement. La dispersion des mesures autour de la valeur moyenne peut être associée à une estimation de la valeur du bruit, ou niveau de bruit. Si les points se concentrent autour de la valeur moyenne, le bruit de mesure est faible. Au contraire, si les points s'étalent largement, l'incertitude de mesure est grande, ce qui peut aussi se traduire par le fait que le bruit est important. La variance de l'histogramme des mesures va donc permettre de quantifier la valeur du niveau de bruit. Soit N le nombre de mesures indépendantes de la même grandeur et soient $S(i)$ les valeurs mesurées. La moyenne μ et la variance σ^2 sont définies par :

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S(i) \quad (3.1)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (S(i) - \mu)^2 \quad (3.2)$$

La variance est la somme des différences quadratiques entre une mesure élémentaire et la valeur moyenne de ces mesures, cette somme étant normalisée par le nombre de mesures. L'équation de la densité de probabilité des mesures, représentée ici par une loi normale, est ensuite donnée par l'expression 3.3 :

$$p(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (3.3)$$

On peut noter qu'il existe des estimateurs robustes d'une telle distribution. Ceux-ci peuvent être évalués à partir de l'histogramme des mesures par les relations :

$$\mu = \text{median}(x) \quad (3.4)$$

$$\sigma = 1.4826 * \text{median}(\|x - \mu\|) \quad (3.5)$$

où x représente le nombre d'occurrences de la mesure dans un intervalle donné de l'échelle de mesure.

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons les différentes sources de bruit affectant un système de vision stéréoscopique, ainsi que le mécanisme que nous avons développé pour permettre la propagation des erreurs dans l'ensemble de la chaîne de traitement des images.

3.2 Sources d'erreur

La stéréovision est sensible à différentes sources d'erreur. Dans cette section, sans être exhaustif, nous donnons une description des principales sources d'erreurs affectant la stéréovision et de l'impact de ces sources d'erreurs sur la reconstruction 3D.

3.2.1 Erreur induite par le modèle de la caméra

Un capteur stéréoscopique est composé de deux caméras CCD. Ces dernières sont à l'origine de plusieurs types d'erreur. Une caméra CCD est principalement un instrument de mesure, dont la grandeur physique observée est le flux lumineux. La valeur de ce flux, mesurée par le niveau de gris des pixels dans l'image après numérisation de l'intensité, peut être entachée d'une erreur plus ou moins importante, résultant notamment des sources d'erreur suivantes [Howell 2000] :

- **Bruit de lecture** : il provient essentiellement de la perte d'électrons pendant le transfert de charge avant numérisation et des bruits analogiques des composants électroniques. Le bruit de lecture est une constante de la caméra qui est donnée par le constructeur.
- **Le bruit thermique** : le sur-échauffement des cellules CCD génère des électrons thermiques. Le bruit thermique est usuellement estimé à partir de la racine carrée du nombre d'électrons thermiques. La valeur de ce courant dit d'obscurité d'une caméra est donnée par le constructeur en électrons par pixel et par seconde.
- **Le bruit du signal** : ce bruit peut être caractérisé par les fluctuations d'intensité observées dans les images acquises. Toujours présent dans les images acquises par une caméra CCD, théoriquement, on considère que ce type de bruit, qui entache les mesures d'intensité, est additif, à valeur moyenne nulle et non dépendant du niveau gris. Il peut alors être caractérisé par sa variance. On suppose généralement aussi que ce bruit est stationnaire et ergodique, c'est-à-dire qu'il a les mêmes caractéristiques pour tous les pixels de l'image ; c'est-à-dire qu'il est indépendant de la position du pixel dans l'image. En pratique, cependant, la mesure du bruit montre que ce dernier varie pour chaque pixel ; en d'autres termes qu'il dépend du niveau de gris du pixel pour lequel le bruit est estimé. Ce bruit peut être réduit en appliquant diverses techniques. Par exemple, on peut effectuer une acquisition répétée d'images correspondant à un point de vue inchangé du capteur ; ce qui permet ensuite de calculer une image moyenne. On peut aussi appliquer un filtrage spatial de type passe-bas ou moyennneur, cette dernière solution ayant cependant le défaut de rendre l'image floue.

L'erreur induite par ce type de bruit est alors toujours présente dans l'image et la qualité du résultat du traitement d'images dépendra de cette erreur.

3.2.2 Erreurs liées au traitement des images

Dans notre cas, l'évaluation dimensionnelle de pièces quasi-polyédriques repose sur une analyse des contours extraits d'une image de l'objet observé. Une des étapes du traitement des images stéréoscopiques porte donc sur la détection et la localisation des points de contour représentant la géométrie de l'objet. La précision de la localisation de ces points est ainsi primordiale, puisque de celle-ci dépendra la précision des mesures. La détection des contours dans une image a pour but de trouver et de localiser les pixels de l'image correspondant à de fortes variations de niveaux de gris. Ces transitions se présentent dans l'image sous la forme de discontinuités dans la distribution des niveaux de gris. Les difficultés induites par la détection de contours proviennent du bruit important présent dans l'image (bruit du capteur, bruit d'échantillonnage, etc.); ce qui peut conduire à des contours imparfaits (*i.e.* mal détectés), donc imprécis et souvent incomplets (*i.e.* partiellement détectés). Ces erreurs de détection de contours sont évaluées dans notre cas en utilisant des techniques d'ajustement polygonal (section 3.4).

3.2.3 Erreurs d'étalonnage

Les erreurs d'étalonnage, liées aux paramètres du modèle décrivant le capteur, conduisent à une erreur lorsque l'on procède à la reconstruction 3D (par exemple, à la suite d'une estimation imparfaite de l'attitude du capteur dans la scène par les paramètres extrinsèques du capteur). L'étape d'étalonnage, décrite dans l'annexe A, doit donc être réalisée le plus soigneusement possible. Dans notre cas, elle est basée sur la prise d'images d'une mire dont les caractéristiques sont très précisément connues. En effet, il est essentiel que les positions des motifs utilisés (carrés d'un damier par exemple) soient connues avec une incertitude faible par rapport à l'incertitude finale souhaitée pour la reconstruction 3D (règle du dixième). Malgré ces précautions, le calcul des paramètres d'étalonnage reste entaché d'erreurs. Ainsi, à titre d'exemple, les valeurs des incertitudes relatives sont de 2% pour la distance focale effective et de 10% pour les coordonnées du point principal. Ces valeurs ont été calculées à partir des résultats d'étalonnage d'une caméra CCD de type Sony XC-55 de résolution 640×480 obtenus en utilisant une boîte à outils Matlab développée par Bouguet¹. Le processus d'étalonnage mis en œuvre consiste à prendre une série d'images, sous différents angles, d'une mire constituée d'un damier de dimensions connues. À partir des points détectés (coins des carrés du damier), les paramètres du modèle de caméra sont déterminés en deux temps. Tout d'abord, les paramètres intrinsèques et extrinsèques sont initialisés en utilisant la technique de Zhang [Zhang 1999], basée sur la détermination des homographies entre le plan de la mire et les plans images. Ensuite, les valeurs des paramètres du modèle du capteur sont affinées par minimisation de l'erreur de reprojection, fonction de la moyenne des distances entre les points de la mire détectés dans les images et les points correspondants reprojétés dans les images en utilisant les

1. http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/

valeurs courantes des paramètres du modèle.

Ces incertitudes dans la détermination des paramètres d'étalonnage vont tout naturellement engendrer des erreurs de reconstruction pendant le calcul des coordonnées 3D de points caractérisant la géométrie de l'objet observé.

Une estimation de la précision de l'étalonnage d'un système de vision s'effectue traditionnellement par la mesure d'une erreur géométrique, dite erreur de projection. Plus précisément, cette mesure de distance, exprimées en pixels, est définie comme étant la somme des carrés des distances euclidiennes entre les primitives extraites de l'image et les primitives correspondantes projetées dans l'image en tenant en compte des valeurs des paramètres ε d'étalonnage.

Soit un système de vision monoculaire, dans lequel p_n est le n^{ieme} point 2D extrait de l'image et \hat{p}_n sa projection estimée à l'aide des paramètres d'étalonnage. L'erreur de projection est alors définie, pour un ensemble de N points, par :

$$\forall n \in 1, \dots, N, \quad \varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N d(p_n, \hat{p}_n) \quad (3.6)$$

Cette estimation de l'erreur d'étalonnage peut facilement être généralisée à un système de vision binoculaire. Si $p_{i,j}$ est la j^{ieme} primitive extraite de la i^{ieme} caméra et $\hat{p}_{i,j}$ la primitive estimée correspondante, alors l'erreur de projection ε est donnée, pour un ensemble de J primitives, par :

$$\forall i \in 1 : 2, \quad \forall j \in 1, \dots, J, \quad \varepsilon = \frac{1}{2J} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^J d(p_{i,j}, \hat{p}_{i,j}) \quad (3.7)$$

Ces erreurs d'étalonnage, qui ne sont pas prises en compte dans notre application pour le moment, introduisent une erreur sur la localisation 3D des points reconstruits.

3.2.4 Erreurs liées à la mise en correspondance 2D

Les erreurs dues à la mise en correspondance de points homologues dans la paire stéréoscopique sont principalement liées aux erreurs d'estimation de la matrice fondamentale. En effet, en stéréovision, c'est la matrice fondamentale qui relie les points correspondants dans des images stéréoscopiques. Cette erreur, calculée dans les plans images, est estimée par la distance moyenne entre les points appariés et leurs droites épipolaires associées. Son expression est donnée par l'équation suivante :

$$\varepsilon_F = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{2N} (d(x_i, F^T x'_i) + d(x'_i, F x_i)) \quad (3.8)$$

où x_i et x'_i sont deux points appariés dans les deux images, F la matrice fondamentale, N le nombre d'appariements et $d(x, l)$ la distance orthogonale entre le point x

et sa droite épipolaire l , l'équation de cette droite étant donnée par $F^T x_i$ dans une image et par $F x_i$.

Cette erreur, exprimée en pixels, peut être interprétée comme un facteur de qualité des mises en correspondance, qui vont ensuite conduire à la reconstruction 3D. Cette erreur peut par conséquent être également interprétée comme un facteur de qualité de la reconstruction 3D.

3.2.5 Erreurs de reconstruction 3D

Les points reconstruits du modèle 3D de l'objet, après avoir été projetés dans un des plans images, ne sont pas identiques aux points images appariés ayant servis à reconstruire par triangulation ces points 3D. La triangulation introduit en effet une erreur lors de la résolution, au sens des moindres carrés, du système d'équations permettant d'obtenir les coordonnées du point 3D à reconstruire. L'erreur de reprojection associée est alors définie comme étant la distance moyenne entre les points mis en correspondance et leurs reprojetés respectifs. Elle s'exprime en pixels par l'équation suivante :

$$\varepsilon_{reprojection} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{2N} (d(x_i, P X'_i) + d(x'_i, P' X_i)) \quad (3.9)$$

où x_i et x'_i sont deux points appariés entre les deux images correspondant au point 3D X_i , P et P' les matrices de projections des deux images, N le nombre d'appariements et $d(x, PX)$ est la distance entre les points x et PX .

3.2.6 Erreurs liées à la mise en correspondance 3D

La mise en correspondance 3D, ou recalage 3D, consiste à évaluer la qualité de la reconstruction 3D complète en comparant celle-ci soit à un modèle CAO, soit à une vérité terrain. Cette superposition de la reconstruction avec un modèle permet d'estimer un facteur de qualité directement à partir du modèle 3D reconstruit. Afin d'estimer l'erreur liée à la méthode de comparaison seule, on suppose que l'erreur de modélisation est négligeable, ce qui est systématiquement le cas pour les deux types de comparaison mentionnés. En effet, les surfaces du modèle peuvent par exemple être approximées par des triangles (triangulation dite STL pour Surface Tessellation Language) : l'erreur d'approximation est d'autant plus faible qu'on utilise plus de triangles pour le modèle (voir la Figure 3.2). Il existe bien entendu d'autres types de représentation des surfaces, plus lourdes à mettre en œuvre, comme par exemple les modèles surfaciques exploitant des NURBS (pour Non Uniform Rational B-spline), qui sont considérés comme étant plus précis, les surfaces étant définies de façon paramétrique [Schneider 2002]. Dans notre cas, nous supposons que cette erreur d'approximation est négligeable.

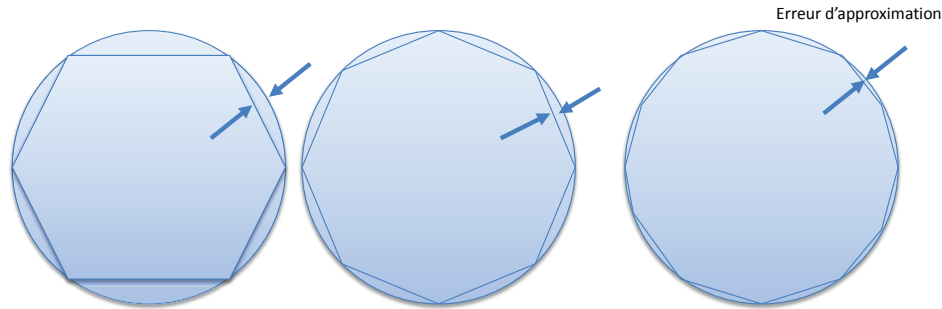


FIGURE 3.2 – Illustration de l'évolution du nombre de triangles utilisés pour définir le modèle STL d'un cercle, en fonction de l'erreur d'approximation souhaitée (écart entre les deux flèches).

3.2.7 Relation entre les erreurs 2D et 3D

Il est évident que plus l'erreur 2D est grande, plus la reconstruction 3D sera de mauvaise qualité. Par exemple, une forte erreur ε_F pour un appariement signifie que les points appariés n'appartiennent pas strictement au même plan épipolaire. Par conséquent, la reconstruction 3D à partir de cet appariement sera de mauvaise qualité. Les erreurs de reprojection 3D et d'appariement 2D sont ainsi fortement corrélées, bien qu'exprimées par des relations distinctes. Cela engendre une difficulté supplémentaire dans l'estimation des erreurs. Dans notre travail, les erreurs 3D de la reconstruction 3D estimées regroupent implicitement les erreurs liées à l'appariement.

Cependant, ces erreurs 2D ou 3D ne peuvent fournir qu'un indice sur la qualité de la reconstruction 3D. En effet, par exemple, pour une erreur d'appariement nulle, il n'est pas garanti que le point reconstruit soit parfaitement correct, des erreurs pouvant affecter les estimations de la position des correspondants le long des droites épipolaires associées.

3.3 Etat de l'art de l'analyse et de la propagation d'erreur

Dans la littérature, des efforts ont été consacrés ces dernières années à l'analyse des erreurs dans les systèmes stéréoscopiques ([Blostein 1987], [Yang 1996], [Kamberova 1997], [Park 2005]). À titre d'exemple, en utilisant une tête stéréoscopique, Blostein et Huang [Blostein 1987] ont étudié la précision de positions 3D reconstruites en se basant sur des techniques de triangulation. En particulier, ils ont été en mesure de déterminer des expressions explicites pour les distributions de probabilité de l'erreur de position 3D dans chaque direction (horizontale, verticale et profondeur) du système de coordonnées associé à la plate-forme stéréoscopique.

Avec le même but, une étude des différents types d'erreur et de leur effet sur les résultats de reconstruction 3D obtenus en utilisant une technique de lumière structurée a été présentée par Yang *et al.* [Yang 1996]. Dans leurs travaux, des expressions ont été établies pour estimer les erreurs liées à la position d'éléments de surface 3D, à leur orientation et aux mesures de courbure de ces éléments de surface. De même, Ramakrishna *et al.* [Ramakrishna 1998] ont proposé une approche originale pour l'estimation des bornes supérieure et inférieure des erreurs de mesure 3D, en prenant comme point de départ de leur méthode les incertitudes observées sur les paramètres d'étalonnage et les erreurs 3D résultant de la triangulation.

Par ailleurs, Balasuramanian *et al.* [Balasuramanian 2000] décrivent une analyse de l'effet du bruit (supposé être indépendant et uniformément réparti) et de la géométrie d'acquisition sur l'erreur de reconstruction d'une droite. Ils ont établi une relation entre les paramètres de la droite 3D et ses deux projections 2D. Un bruit gaussien, avec une variance de 0 à 10 *pixel*², est ensuite ajouté aux images pour simuler les erreurs de localisation des points images composant la droite. Les erreurs de reconstruction 3D sont enfin estimées en utilisant deux critères portant l'un sur l'erreur d'orientation et l'autre sur la position. Cette étude s'avère très utile pour configurer un capteur stéréoscopique dont les acquisitions permettront d'obtenir, après traitement des images, une reconstruction 3D optimisée, c'est-à-dire avec un minimum d'erreur. Leur analyse, cependant, repose principalement sur des études effectuées par simulation.

Rivera-Rios *et al.* [Rivera-Rios 2005] ont proposé une analyse statistique de l'effet de l'erreur de localisation dans les reconstructions 3D de droite à partir de données issues d'un capteur stéréoscopique. Ils se placent dans une configuration d'acquisition pour laquelle les axes optiques de caméras sont parallèles (et conduisant donc à des images « rectifiées »). Ces auteurs, afin de déterminer une position optimale du capteur, ont élaboré une formulation du problème sous la forme d'un problème d'optimisation non linéaire. Leur solution permet, après optimisation, de réduire l'erreur quadratique moyenne associée à la droite à reconstruire, tout en satisfaisant les contraintes imposées par le capteur (visibilité, résolution, champs de vision, angle d'incidence).

Enfin, la précision de résultats de reconstruction 3D a été évaluée, en effectuant une comparaison avec une vérité terrain, dans les contributions présentées par Park *et al.* [Park 2005] et Albouy *et al.* [Albouy 2006].

Plus récemment, Jiangxi *et al.* [Jianxi 2008] ont présenté une méthode d'analyse des erreurs dans les problèmes de reconstruction 3D en prenant en compte la précision des paramètres d'étalonnage des caméras.

Dans ce travail, nous nous sommes focalisés sur l'estimation des intervalles d'erreurs dans le processus de détection de contours, considéré comme l'étape de départ

de la procédure de reconstruction entière (et qui comprend indirectement l'effet des sources d'erreur liées au système d'acquisition). Cette analyse est par conséquent essentielle pour évaluer la qualité de la reconstruction 3D finale, car elle permet d'estimer les intervalles d'erreur associés à la reconstruction.

3.4 Évaluation de l'erreur liée à la détection de points de contour

Comme mentionné dans le chapitre 1, section 1.4.1, la détection de points de contour est effectuée par une approche gradient, qui consiste à déterminer des extrema locaux dans la direction du gradient. Cette détection est suivie d'une opération de chaînage, qui permet de passer d'une forme matricielle (image résultat) à une description des points de contour de l'image sous la forme de listes de points de contour chaînés. Ensuite, les chaînes de points de contour sont partitionnées en sous-ensembles, chaque segment ainsi obtenu étant analytiquement décrit par l'équation, soit d'une droite, soit d'une conique. Ces descriptions sont obtenues par un ajustement (ou une approximation polygonale) au sens des moindres carrés des points de contour d'un segment à l'expression analytique choisie. L'approximation polygonale consiste à transformer une chaîne de points connexes en une suite de segments de droite de façon à minimiser un critère d'erreur. De nombreuses méthodes implémentant l'approximation polygonale ont été proposées ces dernières années [Davis 1999, Yin 2000, Yun 2006, Rennesson 2004]. Dans la suite de cette section, nous allons présenter des solutions simples d'approximation d'un ensemble de points par un segment de droite ou par une ellipse.

3.4.1 Approximation d'une liste de points de contour par un segment de droite

Le problème de l'approximation d'une liste de points par un segment de droite, par minimisation des distances orthogonales, a été étudié depuis la fin du 19^{me} siècle. L'équation classique d'une droite, dans un repère du plan, est de la forme $y = ax + b$, où a et b sont des constantes. x et y sont les variables, qui jouent des rôles différents pouvant être interprétées comme suit. x est une variable de contrôle (*i.e.*, contrôlée par l'opérateur); ses valeurs x_1, \dots, x_n sont libres d'erreur. y est la réponse; ses valeurs y_1, \dots, y_n sont imprécises et contaminées par le bruit. Etant donné un ensemble de n points (x_i, y_i) , le but de l'approximation est de déterminer une fonction affine f telle que la quantité $\mathcal{F} = \sum_{i=1}^n (y_i - a - bx_i)^2$ soit minimale (ajustement au sens des moindres carrés).

La résolution des équations $\partial\mathcal{F}/\partial a = 0$ et $\partial\mathcal{F}/\partial b = 0$ donne ainsi :

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \bar{y} - \hat{b}\bar{x} \\ \hat{b} &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \end{aligned} \quad (3.10)$$

avec $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ et $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$. Géométriquement, cette procédure de régression linéaire minimise la somme des carrés des distances verticales.

Néanmoins, pour les droites extraites d'une image, il est très raisonnable de supposer que des incertitudes sont observées pour les deux axes x et y . Dans ce cas, la régression classique n'est plus applicable. Des méthodes pour palier ce problème ont été proposées dans [York 1966], [Lybanon 1984], [Reed 1989], [Gonzalez 1992], [Macdonald 1992], [Reed 1992], [York 2004], [Krystek 2007]. Dans [Krystek 2007], Krystek *et al.* ont développé un algorithme spécifique au problème de l'approximation polygonale d'une droite, dans le cas où une incertitude est présente dans les deux directions x et y , comme c'est le cas dans notre étude. Leur approche est décrite ci-après.

Soit l'équation d'une droite sous la forme algébrique suivante :

$$ax + by + c = 0 \quad (3.11)$$

Une contrainte supplémentaire $a^2 + b^2 > 0$ est ajoutée à cette équation, tout comme les contraintes $a \neq 0$ et $b \neq 0$ pour éliminer les droites dont les coefficients seraient imaginaires ou nuls. L'équation 3.11 permet de représenter toutes les droites géométriques possibles dans un plan, y compris les droites verticales ($b = 0$) et horizontales ($a = 0$). L'équation 3.11 peut aussi être réécrite sous forme paramétrique, où φ est la pente de la droite :

$$x \cos \varphi + y \sin \varphi + c = 0 \quad (3.12)$$

L'ajustement des points (x_i, y_i) à une droite revient alors à minimiser la fonction suivante :

$$\mathcal{F} = \frac{1}{a^2 + b^2} \sum_{i=1}^n (ax_i + by_i + c)^2 \quad (3.13)$$

sous les contraintes $a \neq 0$ et $b \neq 0$ et $a^2 + b^2 = 1$, ajoutée pour assurer l'unicité de la solution [Huffel 1990]. Pour estimer les paramètres a , b et c , nous avons appliqué une décomposition en valeurs singulières, ou SVD, cette méthode étant adaptée pour résoudre les problèmes mal conditionnés. L'algorithme est rappelé ci-dessous :

Soit M une matrice $n \times 3$, n étant le nombre de points qui composent la droite à déterminer. Cette matrice M regroupe les coordonnées homogènes des points 2D de

la droite à déterminer. La décomposition SVD permet ensuite d'exprimer M comme le produit de trois matrices particulières, U , Σ et V , telles que :

$$M = U\Sigma V^T \quad (3.14)$$

avec :

U une matrice $n \times n$ orthogonale, Σ une matrice diagonale $n \times 3$ et enfin V une matrice orthogonale 3×3 . Les valeurs Σ_i de la matrice Σ sont appelées les valeurs singulières de la matrice M . Si cette dernière est singulière, des valeurs Σ_i peuvent être nulles.

On peut ensuite montrer que la solution au problème d'approximation, satisfaisant la fonction de coût \mathcal{F} et les contraintes, correspond à la plus petite valeur singulière de Σ , les paramètres recherchés de la droite formant la dernière colonne de V . La solution S du problème est donc donnée par $S = V(:, 3)$. Pour l'algorithme d'optimisation reposant sur une SVD, ce vecteur S est une solution unique, avec \mathcal{F} minimale [Huffel 1990].

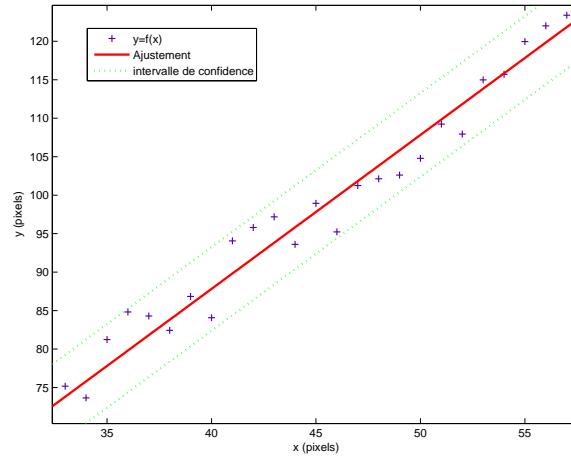
Exemple

Dans cet exemple, on utilise l'algorithme décrit ci-dessus pour ajuster un modèle, ici une droite, en minimisant la somme des carrés des distances entre les observations et les prévisions (valeurs théoriques) données par le modèle. Les observations de l'exemple correspondent bien ici à une primitive de type droite.

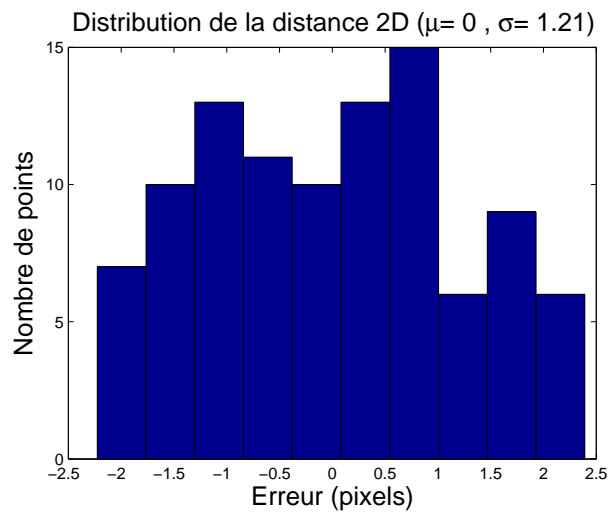
Les erreurs données dans la figure 3.3.b représentent des distances orthogonales entre les points de mesure et le modèle (ici une droite). Cette distribution est approximativement une gaussienne de moyenne nulle et d'écart type de valeur 1.21. C'est de cette façon que nous allons modéliser par la suite les erreurs 2D pour les points de contour qui peuvent être approximés par une droite.

3.4.2 Approximation d'une liste de points de contour par une ellipse

Une ellipse, ou plus généralement une conique, est actuellement toujours l'un des modèles les plus utilisés. Cette forme étant la projection perspective d'un cercle, on la retrouve dans la plupart des images portant sur des scènes industrielles, médicales, biologiques, etc. Grâce à ses nombreuses propriétés géométriques et aux différentes façons de la représenter, l'ellipse constitue un champ d'investigation idéal pour l'estimation et la reconnaissance de formes. L'approximation polygonale d'une ellipse est donc indispensable pour estimer les paramètres géométriques de primitives extraites de l'image qui peuvent être modélisés de cette façon. L'ajustement d'une ellipse à des données 2D est un sujet, qui a déjà donné lieu à de nombreuses études [Bookstein 1979, Ahn 1999, Halir 1998, O'Leary 2004, Kanatani 2010]. De façon systématique, ces travaux se sont appuyés sur la représentation algébrique d'une conique pour établir un critère de minimisation. Un peu moins étudiée [Gander 1994], la représentation polaire d'une ellipse constitue une alternative



(a) Droite caractérisant une liste de points de contour



(b) Distribution des erreurs d'ajustement 2D

FIGURE 3.3 – Évaluation de l'erreur d'approximation de points de contour, par ajustement de ces points à une droite. Cette erreur permet de rendre compte des erreurs liées à la détection des points de contour.

plus coûteuse d'un point de vue algorithmique, car elle nécessite l'optimisation d'un nombre plus important de paramètres de l'ellipse. En effet, cette dernière représentation nécessite $5 + n$ paramètres. Les 5 paramètres de l'ellipse sont les deux coordonnées du centre O de l'ellipse, les demi-axes (a, b) et l'angle de rotation α de l'axe principal par rapport à l'axe vertical. n est le nombre de points donnés à approximer. Par conséquent, le choix d'une représentation algébrique semble évident.

Dans la majorité des cas, en raison de sa simplicité, les approches d'ajustement sont basées sur l'expression générale d'une ellipse (équation 3.15) pour ajuster celle-ci aux observations :

$$ax^2 + bxy + xy^2 + dx + ey + f = 0 \quad (3.15)$$

Selon la valeur de l'excentricité, cette représentation peut engendrer trois familles de courbes, à savoir une ellipse ($b^2 - 4ac < 0$), une parabole ($b^2 - 4ac = 0$) ou une hyperbole ($b^2 - 4ac > 0$).

Bien que la minimisation de la distance algébrique constitue un choix naturel pour un ajustement, l'expression de cette distance est difficile à obtenir dans le cas d'une conique. Celle-ci implique en effet la résolution d'une équation du quatrième ordre et la solution retenue détermine la distance minimale entre l'observation et le modèle. L'avantage principal de l'utilisation de la distance algébrique repose sur la simplicité de son implémentation. Cependant, cette mesure est par ailleurs une approximation faible de la distance orthogonale. Elle introduit en effet un biais dans l'estimation, dû à la nature non-linéaire de son expression, comme le montre Booskein [Bookstein 1979].

Pour éviter partiellement la complexité liée au calcul de cette distance, une représentation sous forme paramétrique ou polaire est utilisée dans [Gander 1994] (équation 3.16) :

$$xy = \begin{bmatrix} O_x \\ O_y \end{bmatrix} + Q(\alpha) \begin{bmatrix} a \cos \varphi \\ b \sin \varphi \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

$$\text{avec } Q(\alpha) = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha \\ \sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}.$$

xy sont les n observations $\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix}$ distribuées dans le plan image 2D. Elles dé-

crivent une ellipse selon l'équation 3.16. Le point $O \begin{bmatrix} O_x \\ O_y \end{bmatrix}$ représente le centre de l'ellipse, a et b sont les longueurs des demi-axes principaux (avec $a > b$) et $Q(\alpha)$ est la matrice de rotation d'angle α . φ est la coordonnée polaire associée à la représentation ; soit, sous forme discrète, n angles φ_i supposés plus ou moins uniformément répartis et associés à l'ensemble de n points à ajuster.

Cette représentation, en plus, fournit directement les paramètres de l'ellipse : les coordonnées du centre, la longueur de ses axes principaux a et b et son orientation α .

L'estimation de ces paramètres est un problème non-linéaire, qui peut être résolu au sens des moindres carrés en minimisant l'expression suivante :

$$g_i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} O_x \\ O_y \end{bmatrix} - Q(\alpha) \begin{bmatrix} a \cos(\varphi_i) \\ b \sin(\varphi_i) \end{bmatrix} \approx 0; \quad i = 1, \dots, n \quad (3.17)$$

On obtient ainsi un système de $2n$ équations non-linéaires pour $n + 5$ inconnus : $\varphi_1, \dots, \varphi_n, \alpha, a, b, O_x, O_y$. La méthode utilisée ici pour résoudre ce système est celle détaillée dans [Gander 1994]. Cette méthode conduit à un bon compromis entre précision et temps de calcul. La méthode itérative de minimisation est de type Gauss-Newton et porte sur la distance polaire. Cet algorithme présente le grand avantage de ne nécessiter que le calcul de dérivées partielles du premier ordre. Ces dérivées partielles, pour le cas de l'ellipse, peuvent être calculées de la façon suivante :

$$\frac{\partial g_i}{\partial \varphi_i} = -\delta_{ij} Q(\alpha) \begin{pmatrix} -a \sin \varphi_i \\ b \cos \varphi_i \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial g_i}{\partial \alpha} = -Q(\alpha) \begin{pmatrix} a \cos \varphi_i \\ b \sin \varphi_i \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial g_i}{\partial a} = -Q(\alpha) \begin{pmatrix} \cos \varphi_i \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial g_i}{\partial b} = -Q(\alpha) \begin{pmatrix} 0 \\ \sin \varphi_i \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial g_i}{\partial O_x} = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\frac{\partial g_i}{\partial O_y} = \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix}$$

avec

$$\begin{cases} \delta_{ij} = 1, & i = j \\ \delta_{ij} = 0, & i \neq j \end{cases}$$

À partir de ces dérivées partielles, on peut ensuite calculer la matrice Jacobienne correspondante selon l'équation 3.18 ci-après :

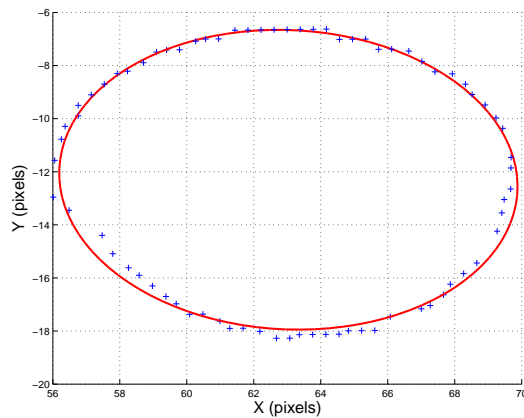
$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial \varphi_1} & \dots & \dots & \frac{\partial g_1}{\partial \alpha} & \frac{\partial g_1}{\partial a} & \frac{\partial g_1}{\partial b} & \frac{\partial g_1}{\partial O_x} & \frac{\partial g_1}{\partial O_y} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \dots & \dots & \frac{\partial g_n}{\partial \varphi_n} & \frac{\partial g_n}{\partial \alpha} & \frac{\partial g_n}{\partial a} & \frac{\partial g_n}{\partial b} & \frac{\partial g_n}{\partial O_x} & \frac{\partial g_n}{\partial O_y} \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

Étant donné que cette matrice Jacobienne est habituellement creuse (très peu d'éléments sont non nuls), cette matrice peut faire l'objet d'une décomposition orthogonale. Ensuite, on applique une méthode de minimisation itérative de type Gauss-Newton, résolvant de cette manière ce problème aux moindres carrés non-linéaire.

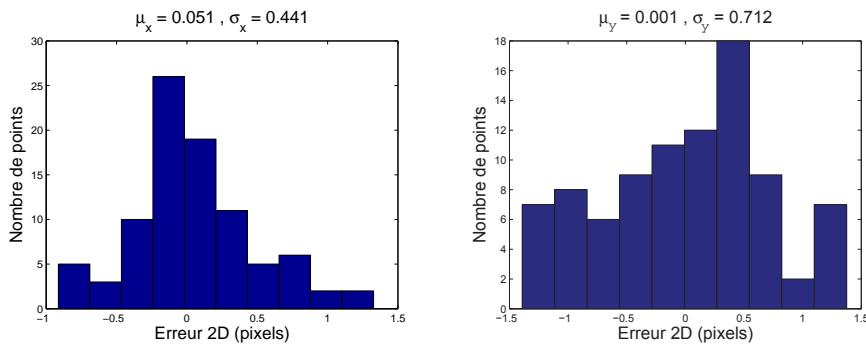
Exemple

Dans cet exemple (voir Figure 3.4 ci-dessous), on utilise l'algorithme décrit ci-dessus pour ajuster un modèle, ici une conique, en minimisant la somme des carrés des distances entre les observations et les prévisions (valeurs théoriques) données par le modèle. Les observations de l'exemple correspondent bien ici à une primitive de type ellipse.

Les erreurs données dans la figure 3.4.b représentent des distances orthogonales entre les points de mesure et le modèle (ici une ellipse). Ces distributions sont approximativement gaussiennes pour les directions x et y , de moyenne respectivement 0.051 et 0.001 et d'écart type 0.441 et 0.712. C'est de cette façon que nous allons modéliser par la suite les erreurs 2D pour les points de contour qui peuvent être approximés par une ellipse.



(a) Ellipse caractérisant une liste de point de contour



(b) Distribution des erreurs 2D selon la direction x (c) Distribution des erreurs 2D selon la direction y

FIGURE 3.4 – Évaluation de l'erreur d'approximation de points de contour, par ajustement de ces points à une ellipse. Cette erreur permet de rendre compte des erreurs liées à la détection des points de contour.

3.4.3 Estimation des erreurs liées à la détection de points de contour

L'ajustement des points de contour à un modèle de contour (droite ou conique dans notre cas) est une étape cruciale pour obtenir des estimations pour les erreurs 2D. Pour cela, deux opérations sont à effectuer au préalable : la construction des chaînes de points de contours, suivie, après une éventuelle segmentation de ces chaînes, d'une classification de ces dernières selon un critère géométrique.

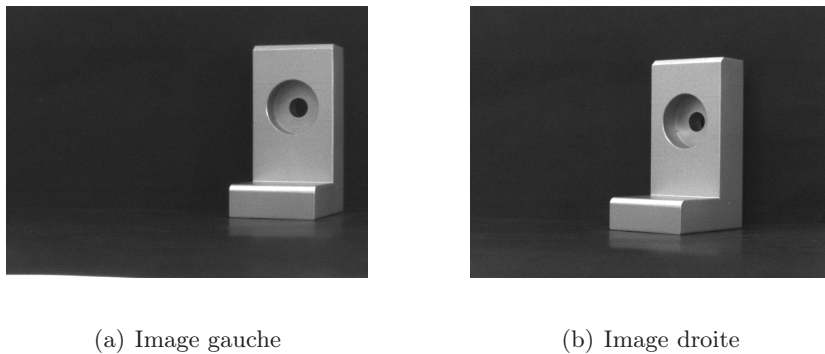
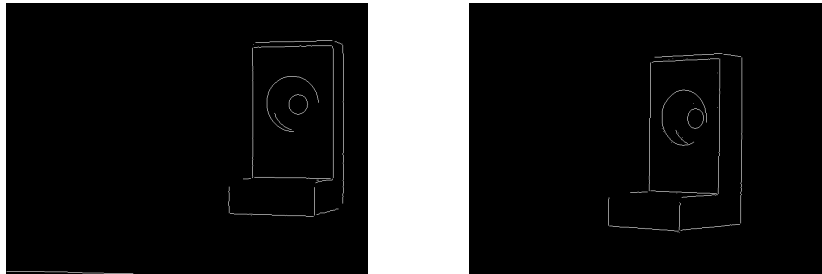


FIGURE 3.5 – Exemple d'images stéréoscopiques réelles de la pièce en « L » utilisé dans notre travail

Pour ce faire, une détection des points de contour et un amincissement des contours correspondants sont respectivement les deux premières opérations de notre processus. Ces opérations, décrites dans la section 1.4.1 du chapitre 1, sont appliquées aux images réelles (Figure 3.5) de la pièce à évaluer. La Figure 3.6 donne les contours détectés et amincis de la pièce observée dans les deux images de la Figure 3.5.

Les images de notre pièce modèle, pour ce point vue du capteur, sont composées de 16 primitives géométriques, à savoir 5 segments de droite verticaux, 8 horizontaux et 3 structures curvilignes. Une classification est donc appliquée aux images de contour pour subdiviser l'ensemble de ces contours en trois groupes associés chacun à une forme géométrique simple (droite verticale, droite horizontale et arc d'ellipse). La classification se fait en utilisant la direction du gradient propre à chaque point de contour et repose sur le tracé d'histogrammes locaux des directions du gradient. Ces histogrammes permettent ensuite de segmenter les listes de points de contour et enfin de les classer [Daul 1994]. Le résultat de la classification est donné dans la figure 3.7 pour les images de contour de la Figure 3.6.

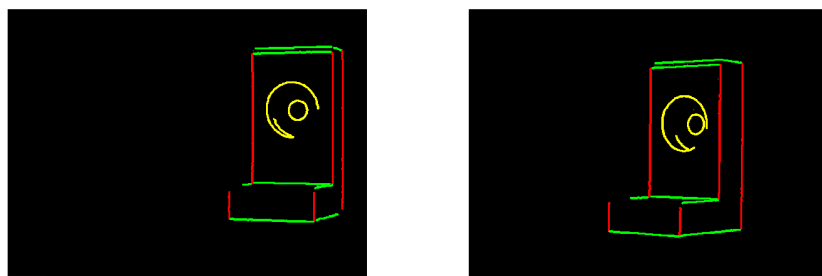
Pour faciliter l'analyse du contenu des images, les contours sont ensuite numérotés comme le montre la figure 3.8, en faisant appel à un modèle CAO de la pièce. La numérotation est la même pour les deux images de la paire stéréoscopique.



(a) Image gauche

(b) Image droite

FIGURE 3.6 – Images des contours amincis des images stéréoscopiques de la pièce en « L » de la figure 3.5. On peut noter que seuls les contours se rapportant à la pièce ont été conservés.



(a) Image gauche

(b) Image droite

FIGURE 3.7 – Classification des listes de points de contour pour chaque image de la Figure 3.6, après éventuelle segmentation des listes (contours verticaux en rouge, contours horizontaux en vert et contours curvilignes en jaune)

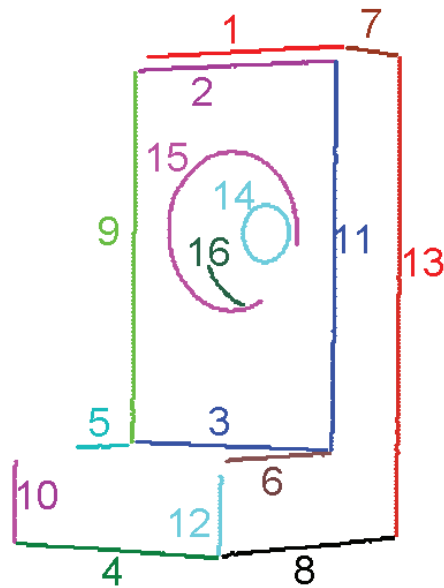


FIGURE 3.8 – Exemple de numérotation des contours dans les images traitées de la pièce modèle en « L » (image droite de la figure 3.7)

Une fois les contours classés et numérotés, nous avons appliqué les méthodes d'ajustement décrites sections 3.4.1 et 3.4.2 à ces contours classés, pour calculer les distances orthogonales 2D entre les listes de points et leurs modèles, afin d'estimer les erreurs comme décrit dans la section 3.4. Les distributions correspondantes sont illustrées pour chaque type de contour respectivement dans les figures 3.9 et 3.10 pour les contours horizontaux, la figure 3.11 pour les contours verticaux et la figure 3.12 pour les contours curvilignes de type arc d'ellipse.

3.4.4 Analyse d'erreur 2D

Les erreurs 2D estimées à partir des techniques d'ajustement, et qui dégradent les descriptions des primitives composant la pièce, suivent grossièrement une loi gaussienne de moyenne nulle, comme on peut l'observer dans les figures 3.9 à 3.12. Ces distributions représentant les distances orthogonales entre les points composant les primitives et leurs modèles, leurs écart-types permettent d'estimer l'erreur affectant les primitives composant l'objet. L'écart-type, et donc l'erreur, varie selon le type du contour et sa disposition par rapport à la caméra et aux sources lumineuses.

Contours horizontaux

Les erreurs associées aux primitives verticales sont quasiment les mêmes dans les deux images, sauf pour les contours 6, 7 et 8. Dans ces situations, les erreurs sont moins importantes dans l'image droite que dans l'image gauche. En effet, ces

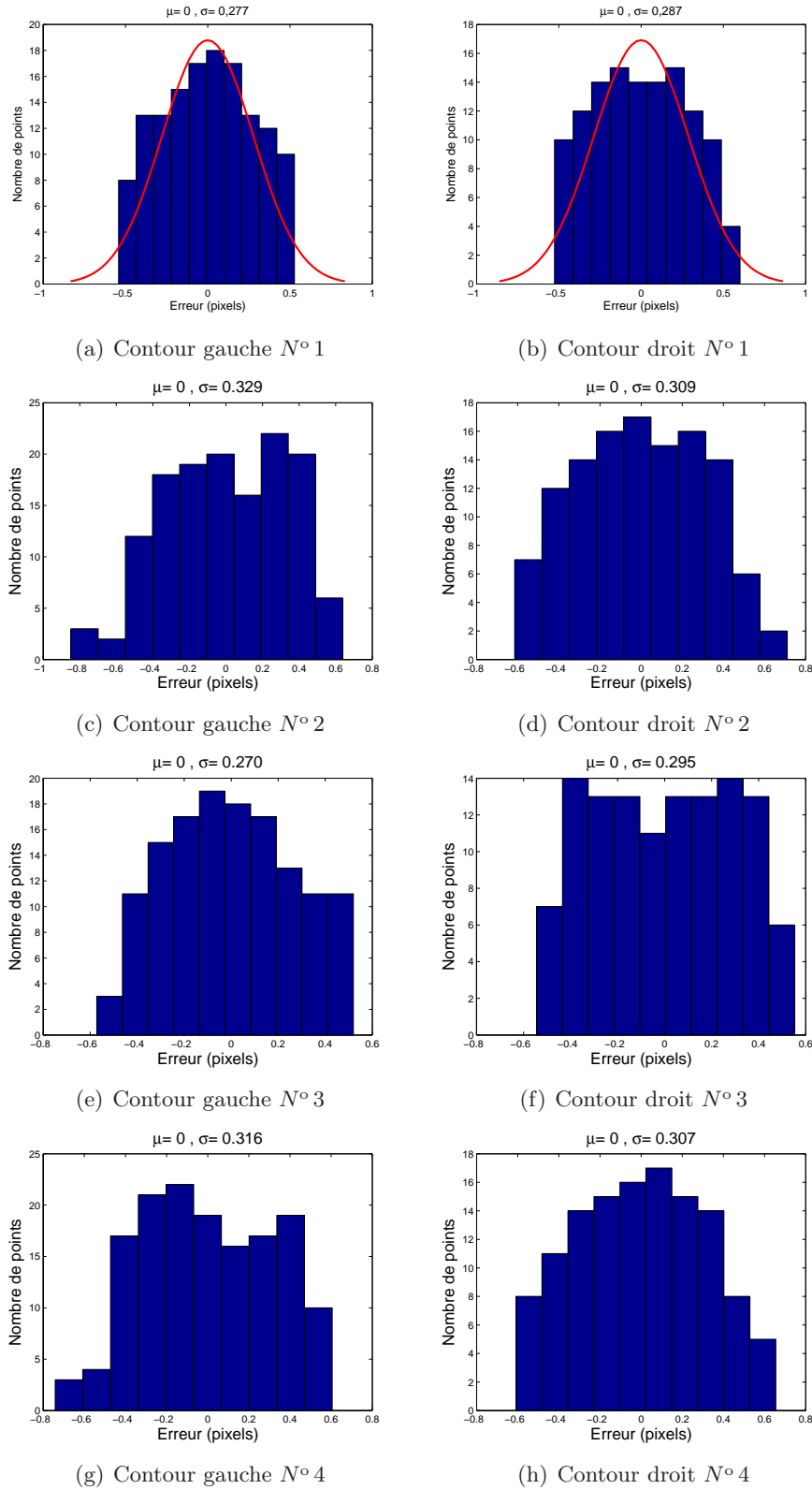


FIGURE 3.9 – Distributions des erreurs 2D liées aux contours horizontaux [1 :4] dans les images gauche et droite de la Figure 3.6. La courbe rouge représente la distribution estimée à partir des estimateurs (equations 3.4)

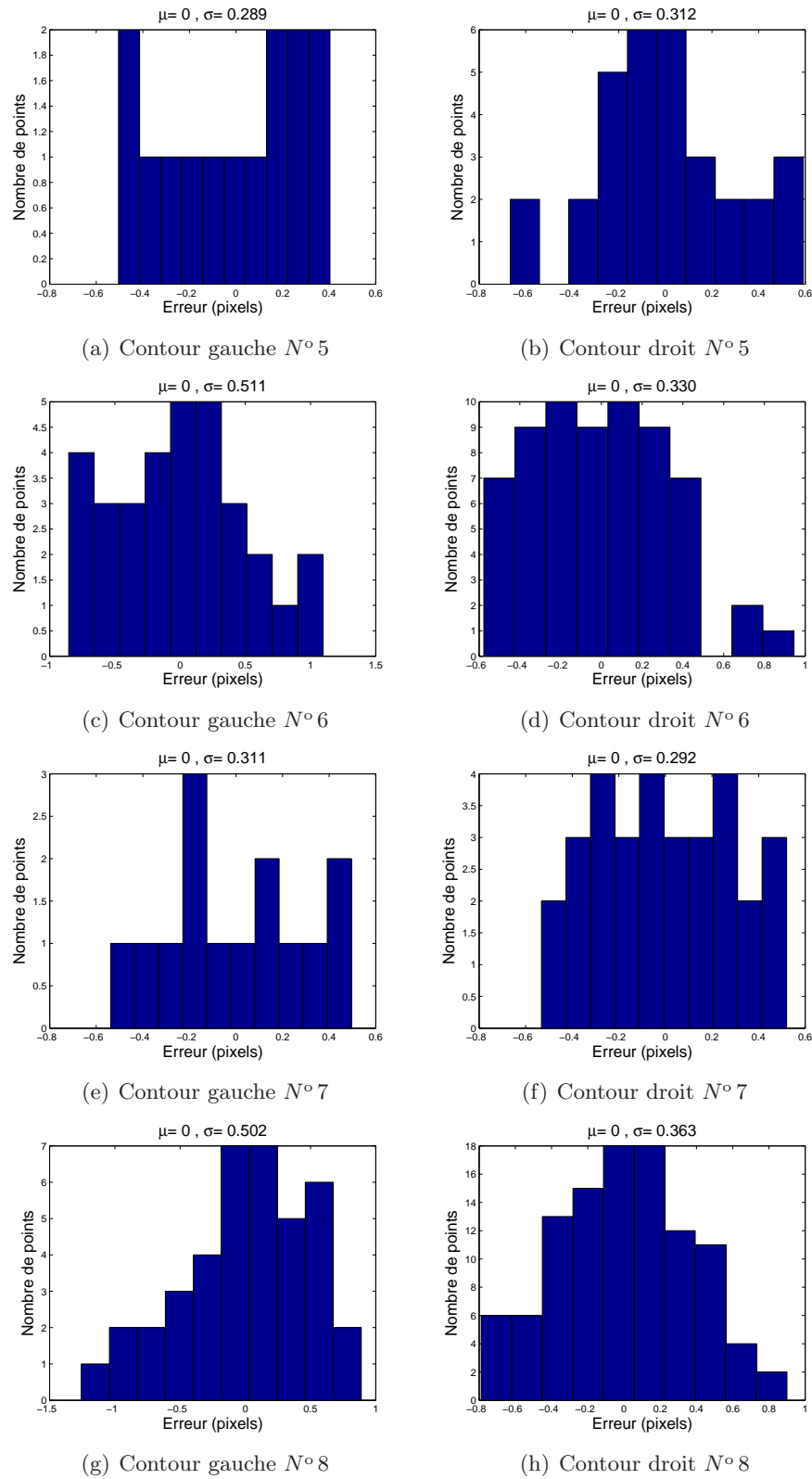


FIGURE 3.10 – Distributions des erreurs 2D liées aux contours horizontaux [5 :8] dans les images gauche et droite de la Figure 3.6.

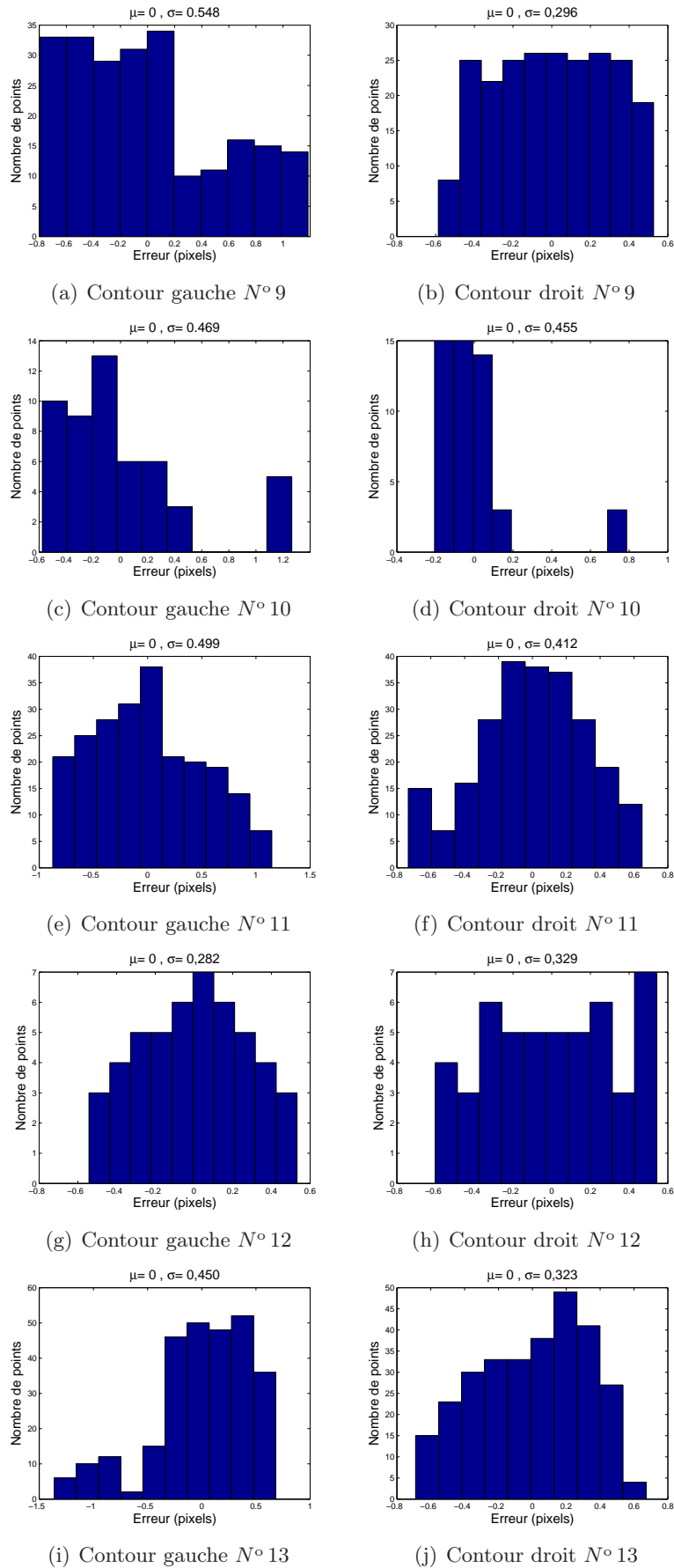
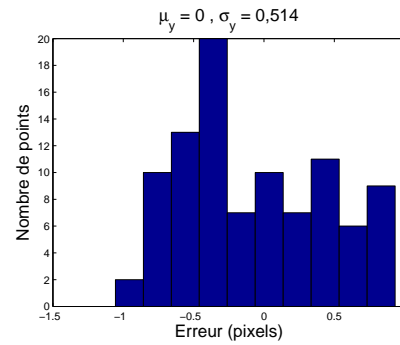
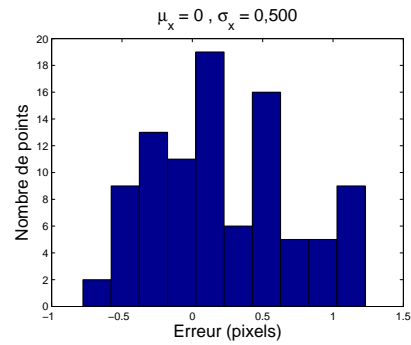
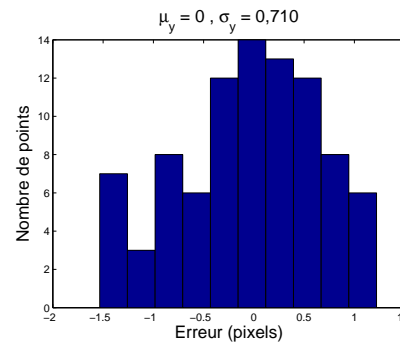
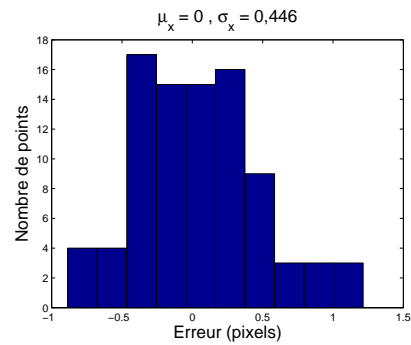


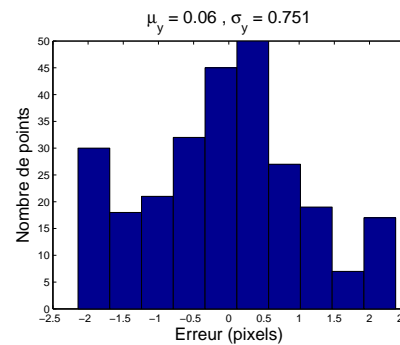
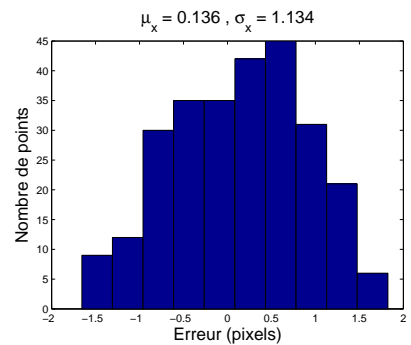
FIGURE 3.11 – Distributions des erreurs 2D liées aux contours verticaux dans les images gauche et droite de la Figure 3.6.



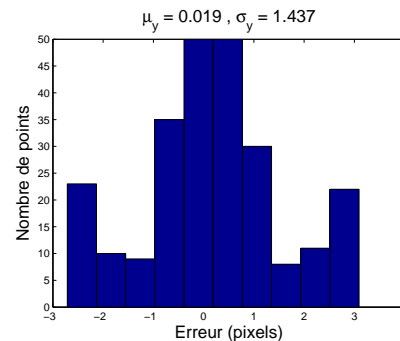
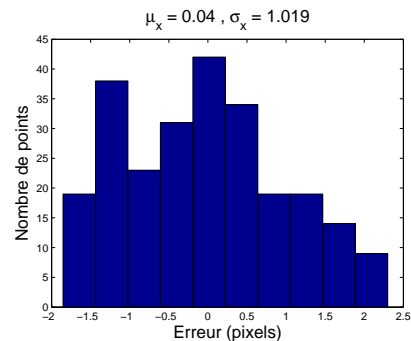
(a) Contour gauche N° 14 (*x* – direction) (b) Contour gauche N° 14 (*y* – direction)



(c) Contour droit N° 14 (*x* – direction) (d) Contour droit N° 14 (*y* – direction)



(e) Contour gauche N° 15 (*x* – direction) (f) Contour gauche N° 15 (*y* – direction)



(g) Contour droit N° 15 (*x* – direction) (h) Contour droit N° 15 (*y* – direction)

FIGURE 3.12 – Distributions des erreurs 2D liées aux contours curvilignes dans les images gauche et droite de la Figure 3.6.

contours sont mieux observés dans l'image de la caméra droite que dans celle de la caméra gauche (voir Figure 3.7). Les moyennes des écart-types des erreurs observées dans les images gauche et droite sont respectivement 0,350 et 0,311.

Contours verticaux

Les erreurs liées aux contours verticaux (9, 10, 13) présents dans l'image droite sont moins importantes que celles observées pour leurs homologues dans l'image gauche, contrairement aux contours 11 et 12 pour lesquels les erreurs sont quasiment identiques dans les deux images. Cette différence pour les erreurs peut varier d'une acquisition à l'autre, selon la disposition des sources lumineuses autour de l'objet. Les moyennes des écart-types des erreurs observées dans les images gauche et droite sont respectivement 0,449 et 0,363. L'erreur moyenne dans l'image gauche est plus importante que dans celle de droite. Cela peut être expliqué par le fait que la pièce est plus éloignée de la caméra gauche que de la caméra droite.

Contours curvilignes

Nous avons présenté les erreurs associées à ces primitives selon les directions x et y . En effet, les erreurs selon les deux axes x et y ne sont pas identiques, contrairement à ce que nous avons supposé pour les droites. Globalement, les erreurs observées sont beaucoup plus importantes que les erreurs pour les droites, la détection précise des ellipses dans une image restant une opération délicate. L'ellipse n° 14 est la mieux extraite, avec une erreur de 0,5 pixel en moyenne, contrairement à l'ellipse N° 15 qui n'est que partiellement détectée, avec une erreur de 1,08 pixel en moyenne.

3.4.5 Propagation des erreurs liées à la détection de points de contour

Les erreurs 2D estimées comme indiquées précédemment sont ensuite propagées jusqu'à l'étape de la reconstruction 3D. Pour les images de la paire stéréoscopique de la Figure 3.5, la reconstruction partielle obtenue est donnée Figure 3.13.

L'étape de reconstruction permet de calculer les points 3D comme décrit dans la section 1.4.3 du chapitre 1. On utilise, pour ce faire, les deux équations qui relient les points image appariés $\mathbf{x}^1 = [u^1 \ v^1 \ 1]^T$ et $\mathbf{x}^2 = [u^2 \ v^2 \ 1]^T$ et les points 3D $\mathbf{X} = [x \ y \ z \ 1]^T$.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^1 &= \mathbf{M}^1 \mathbf{X} \\ \mathbf{x}^2 &= \mathbf{M}^2 \mathbf{X} \end{aligned} \tag{3.19}$$

\mathbf{M}^1 et \mathbf{M}^2 sont les matrices de projection des deux caméras du capteur stéréoscopique. Dans l'équation 3.19, l'exposant 1 représente l'image de gauche et l'exposant 2 l'image de droite.

Dans le système linéaire résultant, les trois coordonnées inconnues (x, y, z) du point X peuvent être déterminées en résolvant le système 3.19, en utilisant, par

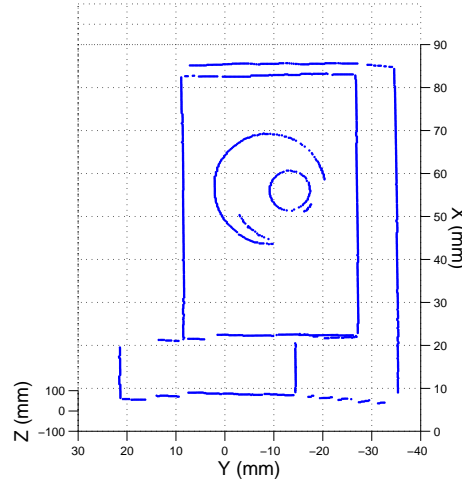


FIGURE 3.13 – Reconstruction 3D partielle correspondant aux vues de la figure 3.5

exemple, une méthode linéaire des moindres carrés. L'erreur de reconstruction peut ici aussi être caractérisée par la valeur de l'écart-type décrivant la qualité de la solution obtenue.

L'ajustement de droites ou d'ellipses aux listes de points de contour nous fournit une estimation des erreurs 2D (du_i^1 , dv_i^1 , du_i^2 , dv_i^2), pour chaque pixel i et pour chaque contour qui compose notre pièce modèle, en calculant la distance entre le pixel i et le modèle de contour. Les coordonnées des pixels homologues correspondants peuvent être exprimées de la manière suivante :

$$\begin{aligned} u_i^1 &= \bar{u}_i^1 \pm du_i^1; & v_i^1 &= \bar{v}_i^1 \pm dv_i^1; \\ u_i^2 &= \bar{u}_i^2 \pm du_i^2; & v_i^2 &= \bar{v}_i^2 \pm dv_i^2; \end{aligned} \quad (3.20)$$

(l'exposant 1 représente l'image de gauche et l'exposant 2 l'image de droite).

Les quantités de l'équation 3.20 sont ensuite propagées à travers le processus de reconstruction 3D en utilisant les équations 3.19 ; ce qui va nous fournir, d'une part, les mesures 3D recherchées, ainsi que, d'autre part, les erreurs 3D correspondantes.

3.4.6 Analyse des erreurs 3D estimées

Les erreurs 3D estimées à partir des erreurs 2D, dont la distribution est approximativement gaussienne (voir Figures 3.9, 3.10, 3.11 et 3.12), résultent de la résolution d'un système d'équations (voir équation 3.19) en utilisant une méthode linéaire des moindres carrés.

La relation mathématique décrivant ces erreurs 3D reste alors délicate à définir, même si cela est envisageable, dans une suite à ce travail, si l'on veut connaître la nature de ces erreurs. Les erreurs 3D, dans la suite, sont données en *mm*, sachant que, dans nos images, comme on peut le déduire des paramètres d'étalonnage, 1 *mm* correspond à 3,65 pixels. Un pixel représente donc 0.27 *mm* en moyenne.

Les erreurs 3D sont ainsi représentées dans les figures 3.14, 3.15, 3.16 et 3.17. Nous remarquons que les valeurs des erreurs dans la direction Z sont beaucoup plus importantes que celles dans les directions X ou Y (correspondant approximativement aux directions des axes dans le plan image). Ce comportement peut être expliqué par la vergence des caméras. En effet, la vergence des axes optiques des caméras de la tête stéréoscopique constitue un paramètre élémentaire, dont le contrôle permet d'obtenir des images de bonne qualité et, par conséquent, de réduire l'erreur de mesure.

La connaissance de la vergence des caméras permet aussi une mesure par triangulation de ce que l'on appelle le point de fixation (intersection entre l'axe optique et l'objet dans la scène). Il en résulte que la vergence est fortement liée à la profondeur de la scène [Ahuja 1993]. Le contrôle de la vergence permet ainsi d'obtenir une grande précision pour les mesures de profondeur. Par ailleurs, ce contrôle peut simplifier la mise en correspondance, en particulier si l'on suppose que les axes optiques sont parallèles. Le contrôle de la vergence a été étudié très récemment dans [Kwon 2009]. Ce contrôle reste cependant délicat à mettre en œuvre. Une autre alternative pourrait consister à effectuer une rectification d'images (voir section 3.6).

Dans cet exemple d'estimation des erreurs de reconstruction, les valeurs des erreurs 3D de l'ensemble des contours horizontaux, selon la direction X (respectivement la direction Y), sont quasiment identiques (voir Figure 3.18), avec une moyenne de 0.27 *mm* (respectivement 0.03 *mm*). Cela peut être expliqué par le fait que nous avons supposé que les erreurs 2D affectant les droites extraites des images sont identiques pour les deux axes X et Y. Les valeurs des erreurs 3D selon l'axe Z varient pour chaque contour. Par exemple, les contours n° 1 et 2 sont reconstruits avec une erreur de 1.3 *mm* en moyenne, tandis que le contour n° 7 ne présente qu'une erreur de 0.7 *mm*. La moyenne des erreurs pour les autres contours (3, 4, 5, 6 et 8) est de 0.27 *mm*. Ces différences entre les erreurs peuvent être expliquées par la position de chaque contour par rapport au capteur. Les valeurs des erreurs 3D pour tous les contours verticaux sont aussi quasiment identiques (voir Figure 3.18), avec une moyenne de 0.09 *mm* dans la direction X et 0.15 *mm* dans la direction Y. Les valeurs des erreurs 3D selon l'axe Z sont de plus de 0.5 *mm*.

Les erreurs 3D sur les contours elliptiques sont plus importantes que celles observées pour les contours verticaux et horizontaux, notamment dans la direction de l'axe Z. En effet, comme cela a été indiqué plus haut, la détection de ce type de formes reste délicate.

À titre d'exemple, les erreurs 3D sont données dans la Figure 3.19 pour un contour (contour vertical n°13 dans la figure 3.8), afin d'illustrer la méthode. Les ellipses 2D bleues, autour du contour, représentent l'erreur dans les directions Y et Z. Étant donné que cette erreur n'est pas la même pour tous les points le long de la droite, les deux axes de l'ellipse sont différents, en fonction de la position le long de la droite. Cette variation de l'erreur peut être expliquée par la distance euclidienne entre un point de contour et son modèle, décrit ici comme une ligne par l'ajustement polygonal. Nous rappelons que cette distance peut être interprétée comme l'erreur affectant la détection de points de contour, l'erreur de localisation (et donc la distance par rapport au modèle) n'étant pas, en principe, constante pour tous les points composant la primitive.

Dans ce qui précède, nous n'avons propagé que les erreurs 2D liées à la détection de points de contour, sans prendre en compte d'autres types d'erreur, comme par exemple, les erreurs liées à la mise en correspondance 2D. L'appariement est cependant aussi une étape cruciale pour la reconstruction 3D. En effet, la qualité des associations de points homologues dépend de la précision de l'appariement des points de contour. De même, le nombre d'appariements a un impact sur la reconstruction de la primitive géométrique associée à ses mises en correspondance. Dans la section suivante, nous allons étudier l'impact de la qualité de la mise en correspondance sur la qualité de la reconstruction 3D.

3.5 Evaluation de la qualité de la mise en correspondance 2D

La notion d'appariement est implicite lorsque nous regardons une scène. Notre cerveau sait parfaitement interpréter une scène vue sous deux angles par nos deux yeux et identifier quelles sont les parties communes aux deux vues. Pourtant, sans que nous en soyons vraiment conscients, notre cerveau effectue un travail difficile de mise en correspondance entre les deux projections de la scène matérialisées sur les rétines de nos deux yeux. Par ailleurs, il segmente les vues et en extrait les différents objets qui se trouvent dans la scène pour pouvoir ensuite les apparier.

Dans cette section, nous allons nous intéresser à la mise en correspondance de caractéristiques images, appelée aussi appariement (*matching* en anglais). Bien que ce problème ait été depuis longtemps abordé et étudié par la communauté scientifique, il n'en reste pas moins que cet exercice reste très difficile et un sujet de recherche toujours ouvert.

L'appariement entre deux images consiste à trouver des points d'intérêt homologues en se basant sur leurs descriptions. Pour chaque paire de points d'intérêt, un score d'appariement est calculé. La définition de ce score dépend des caractéristiques du point qui ont été retenues. Dans notre cas, nous avons fait appel à la méthode

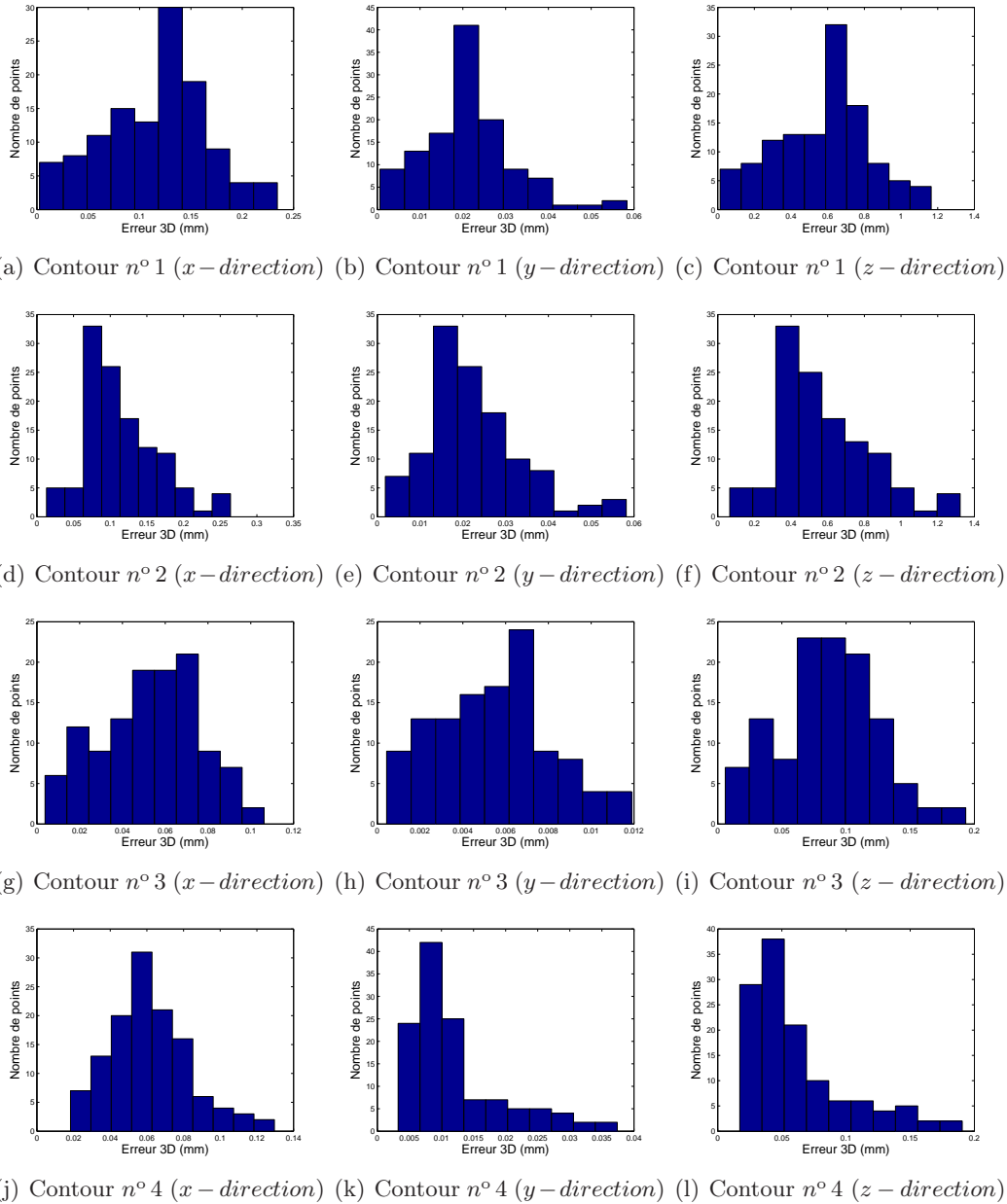


FIGURE 3.14 – Distributions des erreurs 3D liées aux contours horizontaux reconstruits [1 :4] à partir des contours observés dans les images gauche et droite de la Figure 3.6.

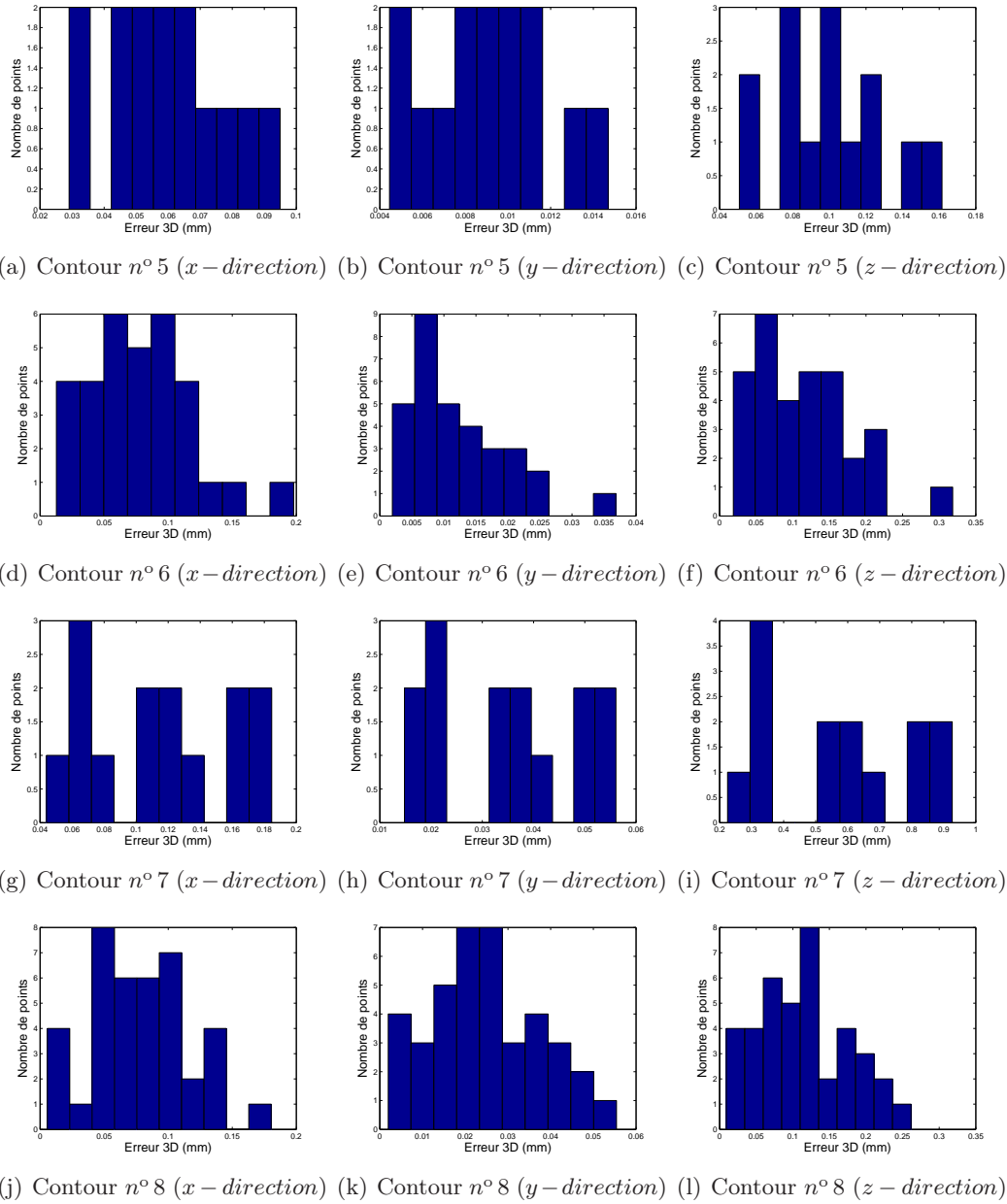


FIGURE 3.15 – Distributions des erreurs 3D liées aux contours horizontaux reconstruits [5 :8] à partir des contours observés dans les images gauche et droite de la Figure 3.6.

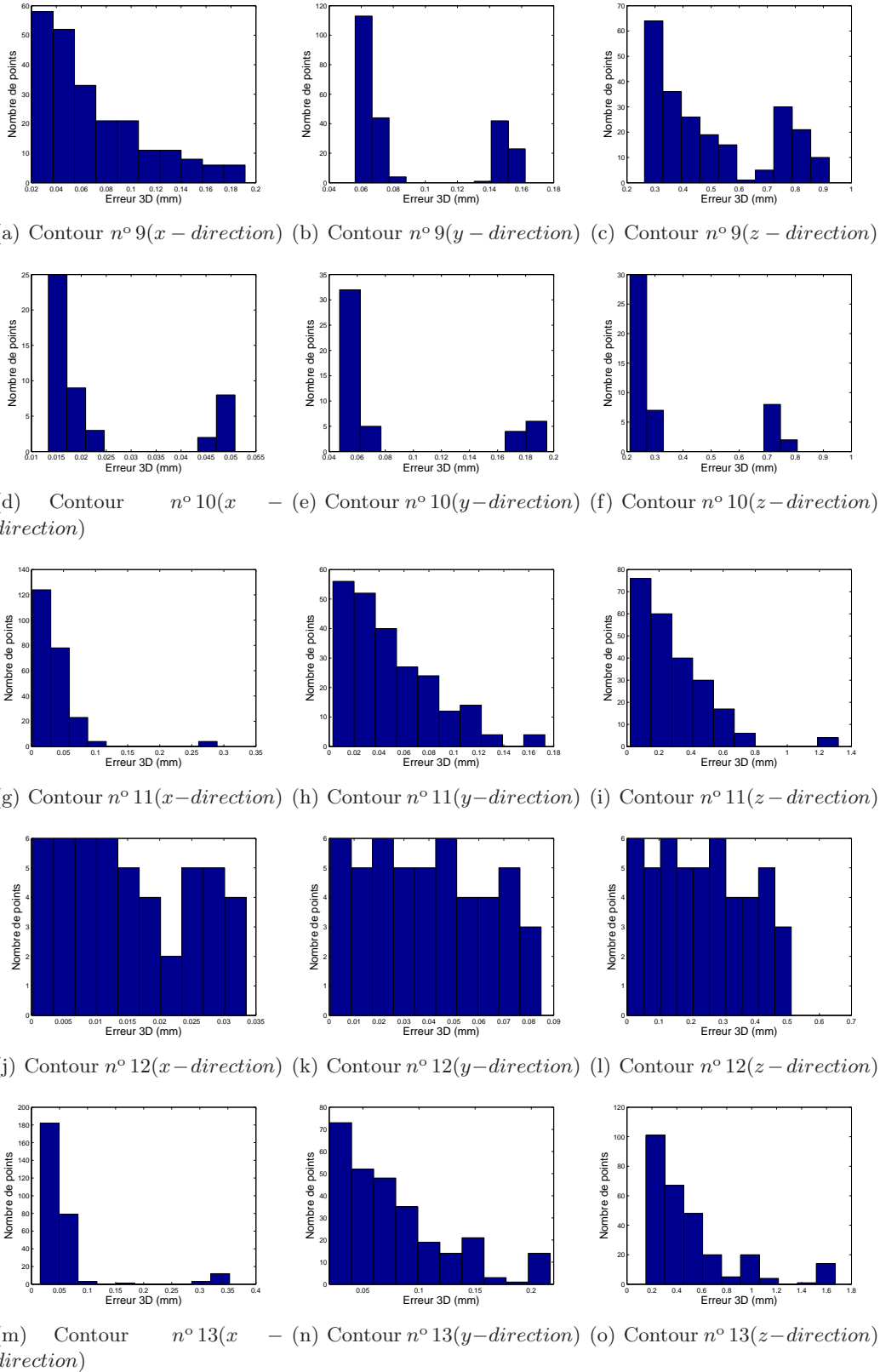


FIGURE 3.16 – Distributions des erreurs 3D liées aux contours verticaux reconstruits à partir des contours observés dans les images gauche et droite de la Figure 3.6.

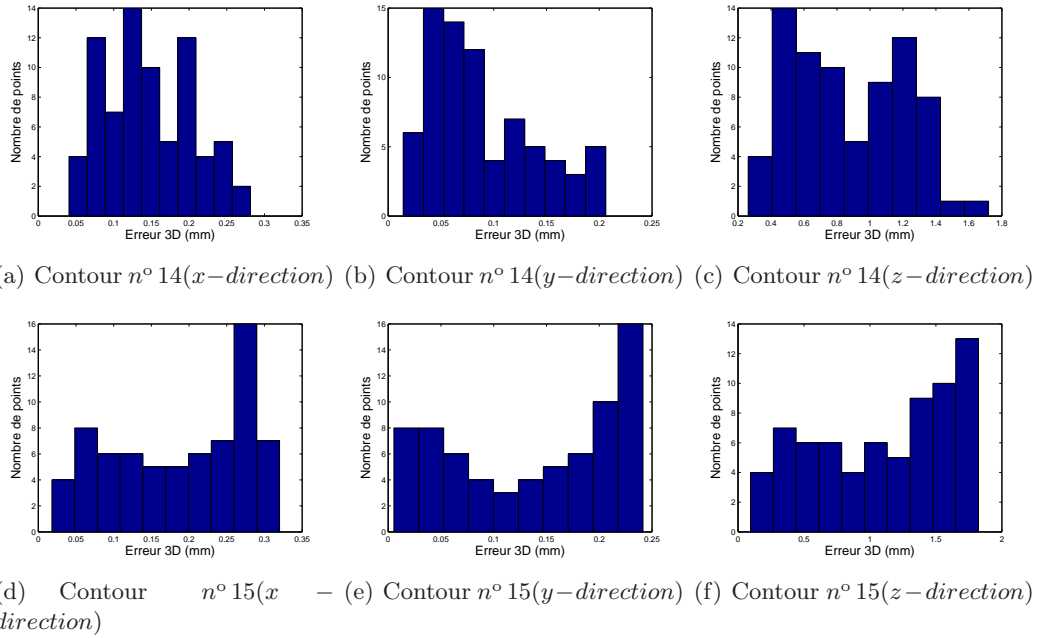


FIGURE 3.17 – Distributions des erreurs 3D liées aux contours curvilignes reconstruits à partir des contours observés dans les images gauche et droite de la Figure 3.6.

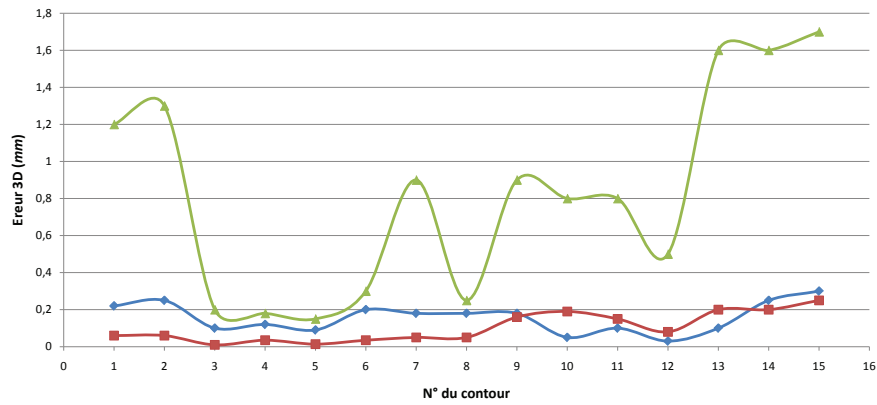


FIGURE 3.18 – Erreurs 3D selon la direction X (bleu), Y (rouge) et Z (vert) pour chaque contour de la pièce observé dans les images de la Figure 3.6

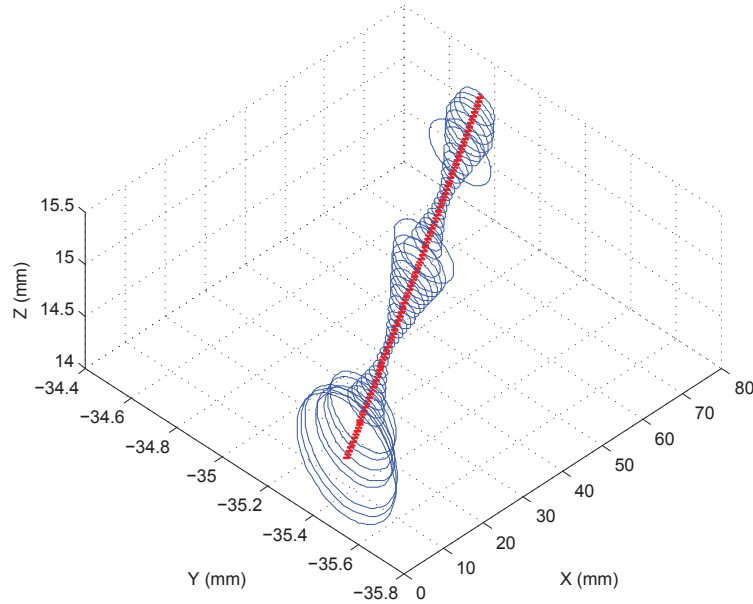


FIGURE 3.19 – contour 3D reconstruit, correspondant au contour n° 13 sur l'objet (voir Figure 3.8); les bornes de l'erreur pour chaque point de contour sont tracées sous la forme d'ellipses.

présentée et utilisée dans les travaux de thèse de [Far 2005a]. Nous rappelons ci-après son principe.

3.5.1 Principe de l'appariement de contours

L'approche proposée par Far a été conçue pour l'appariement de contours et exploite la géométrie épipolaire. Elle repose également sur le calcul d'un critère de similarité. Rappelons que les traitements précédant la mise en correspondance ont permis la classification des points de contour en segments de droites ou en listes de points de forme quelconque, usuellement des (arcs d')ellipses. Cette classification a deux avantages majeurs. Le premier réside dans le fait que le contenu de chaque image est décrit par un nombre nettement plus limité de caractéristiques que le nombre de points de contour disponibles. Ce qui conduit à un espace de recherche pour les correspondances de primitives sensiblement réduit. Cette réduction de l'espace de recherche est le deuxième avantage de l'approche. Par conséquent, pour chaque primitive d'une classe donnée dans l'image gauche, la recherche de son correspondant s'effectue dans la même classe de l'image droite. Cette méthode est décrite par l'algorithme présenté dans Alg.1. Les matrices $App(g, d)$ et $App(d, g)$ correspondent aux matrices d'appariement. Les éléments de ces matrices indiquent le nombre d'intersections entre des droites épipolaires et une primitive d'une image, ces intersections étant calculées pour tous les points d'une primitive de l'autre image qui définissent les droites épipolaires.

Une comparaison des données images réelles avec les données conceptuelles correspondantes, issues d'un modèle CAO est d'abord effectuée. Cette comparaison permet de ne conserver que les primitives qui sont observées dans les deux images, les autres primitives extraites étant automatiquement éliminées. De cette façon, l'utilisation d'un modèle CAO filaire permettra par la suite de mettre en correspondance sans erreur les primitives des deux images utiles à la reconstruction partielle de l'objet, même si les images ne contiennent pas le même nombre de primitives.

Une fois les primitives appartenant à chaque groupe de forme appariées, un appariement est effectué point à point pour chaque couple de primitives mis en correspondance en faisant appel à une approche classique. En effet, le correspondant de chaque point appartenant à une primitive gauche est à l'intersection de la droite épipolaire associée à ce point dans l'image droite et de la primitive droite correspondante. Pour une forme curviligne, une deuxième contrainte est prise en compte, car deux intersections peuvent exister pour les courbes fermées. Cette contrainte porte sur la direction du gradient : deux points sont appariés s'ils ont approximativement la même direction du gradient.

Deux contraintes supplémentaires ont été ajoutées à la méthode de Far pour rendre l'algorithme plus robuste. La première porte sur la contrainte d'ordre, qui implique que la projection des points d'une scène conserve le même ordre dans les deux projections images. Si un point p_g se trouve à gauche d'un autre point q_g dans l'image de gauche, alors la contrainte d'ordre exige que, dans l'image droite, les points correspondants p_d et q_d soient dans le même ordre (Figure 3.20).

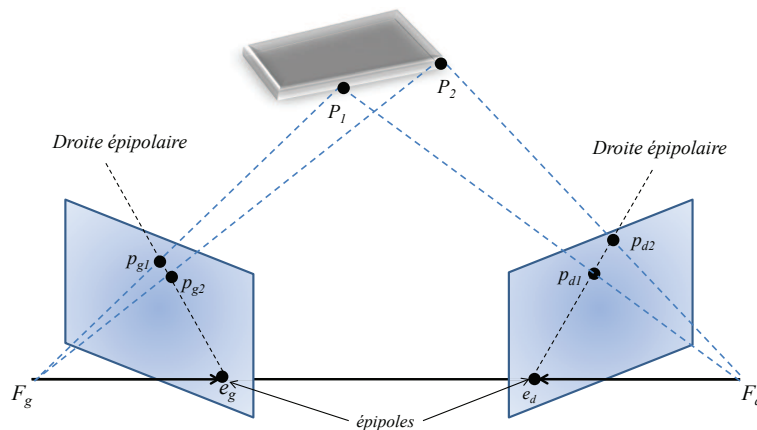


FIGURE 3.20 – Principe de la contrainte d'ordre.

La deuxième contrainte est la contrainte d'unicité (Figure 3.21). Cette contrainte impose qu'une primitive (*un point*) d'une image soit mise en correspondance avec une primitive unique (*un point unique*) de l'autre image.

Algorithme 1 Algorithme d'appariement des contours (incluant le pré-traitement des images et la reconstruction 3D des primitives géométriques)

Prétraitement des données images.

- a. Estimation de la géométrie épipolaire (matrices 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 $d_{g,i}$ 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 $C_{g,i}$ dans l'autre image. Obtention de la matrice $App(d, g)$.

Finalisation/validation des appariements.

- f. Évaluation du critère de similarité entre les deux matrices : recherche des maxima qui se correspondent dans les deux matrices.
- g. Élimination 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.

Reconstruction 3D de l'objet.

- i. Appariement des points de contour à partir des primitives appariées.
 - j. Triangulation des points appariés, primitive par primitive.
-

L'algorithme de mise en correspondance requiert la connaissance de la matrice fondamentale F (voir Alg.1). À partir d'un ensemble de points appariés entre les deux images, l'équation $p_g^t \cdot F \cdot p_d = 0$ (voir section suivante) montre qu'il est possible de calculer la matrice fondamentale F si le nombre d'appariements est suffisant. Dans des conditions réelles, le bruit présent dans les images fait que cette équation n'est qu'approximativement vérifiée. Pour satisfaire cette équation, il est alors nécessaire d'estimer les éléments de la matrice fondamentale au mieux en utilisant des approches robustes.

Le paragraphe suivant indique comment estimer cette matrice.

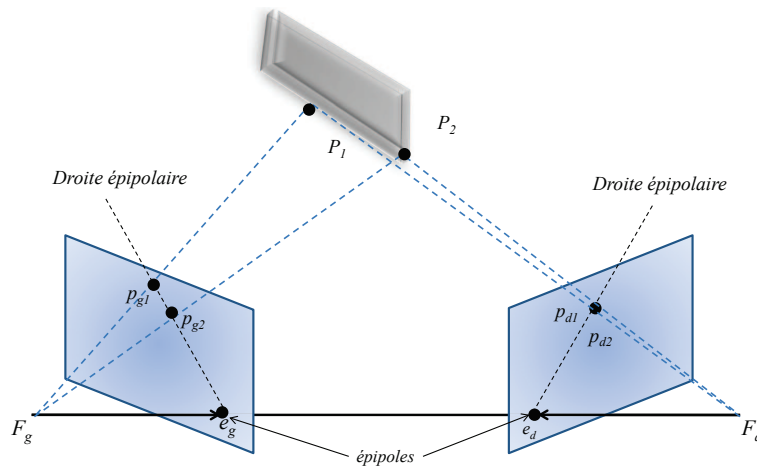


FIGURE 3.21 – Un exemple de violation de la contrainte d'unicité provoquée par un raccourcissement observé dans l'image droite : les deux points P1 et P2 se projettent en un même pixel dans cette image.

3.5.2 Estimation de la matrice fondamentale

L'estimation de la matrice fondamentale se fait par la résolution d'un système surdéterminé construit à partir de l'équation :

$$p_g^t \cdot F \cdot p_d = 0 \tag{3.21}$$

dont F est une matrice 3×3 de rang 2, qui peut être estimée si nous connaissons au moins n points appariés ($n > x$). Pour simplifier les notations, les points sur l'image de gauche sont notés $p_i^1 = (u_i^1, v_i^1, 1)^T$ et les points sur l'image de droite sont notés $p_i^2 = (u_i^2, v_i^2, 1)^T$. L'équation 3.21 peut se mettre sous la forme d'un système linéaire :

$$A \cdot f = 0 \tag{3.22}$$

avec :

$$f = (F_{11}, F_{12}, F_{13}, F_{21}, F_{22}, F_{23}, F_{31}, F_{32}, F_{33})^T \quad (3.23)$$

et

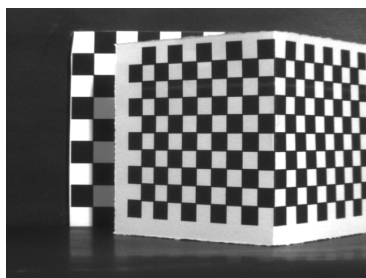
$$A = \begin{bmatrix} u_1^2 u_1^1 & u_1^2 v_1^1 & u_1^2 & v_1^2 u_1^1 & v_1^2 v_1^1 & v_1^2 & u_1^1 & v_1^1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_n^2 u_n^1 & u_n^2 v_n^1 & u_n^2 & v_n^2 u_n^1 & v_n^2 v_n^1 & v_n^2 & u_n^1 & v_n^1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

Même si l'équation 3.22 laisse apparaître 9 inconnues, il faut rappeler que la matrice fondamentale, de rang 2, n'a que 7 degrés de liberté, car elle est définie à un facteur d'échelle.

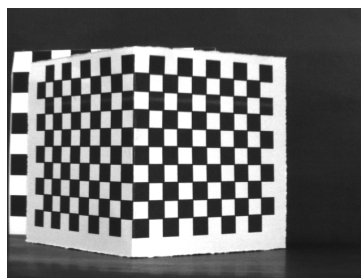
Il est ainsi possible d'estimer cette matrice à partir de seulement 7 couples de points [Zhang 1996]. L'avantage majeur de cette méthode est sa simplicité et sa rapidité. Cependant, la qualité des résultats se dégrade rapidement lorsque quelques points sont mal localisés. Par ailleurs, la solution n'est pas toujours unique et le résultat dépend du choix des 7 points dans l'ensemble des correspondances disponibles. Cette approche a été améliorée par Hartley [Hartley 1997]. Il a proposé ainsi un algorithme plus robuste, dit des huit points normalisés. Cette approche améliore grandement le résultat de la méthode des 7 points. C'est l'approche que nous avons retenue.

3.5.3 Evaluation de la matrice fondamentale

Dans notre travail, l'estimation de la matrice fondamentale a été faite en utilisant une mire 3D. Cette mire est composée de 81×2 points d'intérêt. La taille du carré du damier formant la mire est de $7 \text{ mm} \times 7 \text{ mm}$. Les figures 3.22.a et 3.22.b donnent un exemple des images gauche et droite de la mire 3D obtenues.



(a) Image gauche de la mire 3D



(b) Image droite de la mire 3D

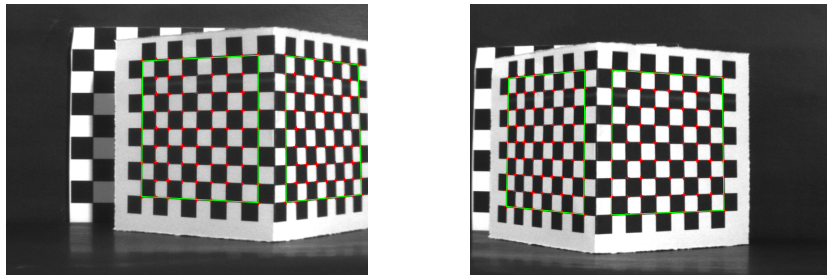
FIGURE 3.22 – Mire 3D utilisée pour l'étalonnage stéréoscopique, c'est-à-dire de la matrice fondamentale F

Les points d'intérêt, pour l'étalonnage, sont représentés par les coins des carrés noirs et sont détectés de façon semi-automatique (voir Figure 3.23). Pour ce faire, il suffit de sélectionner les quatre coins principaux qui englobent l'ensemble des points d'intérêt (carré en vert dans la figure 3.23). Ensuite, l'application de l'algorithme de Harris et Stephens [Harris 1988] permet de détecter les points d'intérêt de façon automatique, connaissant la taille réelle du carré (7 mm de côté). La détection des coins est réalisée en une seule passe, en dehors de la boucle de mise en correspondance des points d'intérêt observés dans les deux images.

Nous pouvons ensuite calculer la matrice fondamentale en utilisant plus d'une centaine de couples de points détectés appariés (dans l'exemple montré Figure 3.23, 162 couples ont pu être mis en correspondance). La matrice obtenue de cette manière est la suivante :

$$F = \begin{bmatrix} 0.0000 & 0.0000 & 0.0000 \\ 0.0000 & 0.0000 & 0.0069 \\ -0.0003 & -0.0074 & 0.2782 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

Lors de la mise en correspondance des points d'intérêt, préalable à l'estimation de



(a) Image gauche de la mire 3D

(b) Image droite de la mire 3D

FIGURE 3.23 – Détection des points d'intérêt par le détecteur de Harris dans le couple d'images de la Figure 3.22, conduisant par la suite au calcul de la matrice fondamentale. En vert, la région d'intérêt fixée manuellement, en rouge les points d'intérêt détectés dans cette zone.

la matrice fondamentale, deux types d'erreur peuvent perturber les mesures. Il s'agit des erreurs de localisation des points d'intérêt dans les images et des faux appariements. Le premier type d'erreur est une erreur de position et peut être modélisé comme un bruit, c'est-à-dire qu'un point p est détecté à la position $\hat{p} = p + e$, où e est le vecteur d'erreur. Le second type d'erreur perturbe l'ensemble des mises en correspondance en associant occasionnellement un point p_i^1 avec un point p_j^2 pour $i \neq j$, les indices i et j indiquant ici que les points associés ne correspondent pas à un même point d'intérêt 3D sur la mire. Ceci se produit lorsque les scores d'appariement des couples mis en correspondance sont proches, ou lorsqu'un des points du

couple « théorique » correspondant à un point d'intérêt 3D n'a pas été détecté dans l'une des images. Cela peut être traduit par :

$$p_g^t \cdot F \cdot p_d \neq 0 \quad (3.26)$$

Nous allons donc évaluer la qualité de l'estimation de la matrice fondamentale, en estimant l'erreur de mise en correspondance. Celle-ci peut être définie par :

$$Erreur = p_g^t \cdot F \cdot p_d \quad (3.27)$$

La distribution de cette erreur de mise en correspondance des points d'intérêt est illustrée dans la Figure 3.24. Cette figure montre que les erreurs sont négligeables et confirme que l'estimation de la matrice fondamentale est précise. L'erreur moyenne est de $1.9 \cdot 10^{-3}$ pixel.

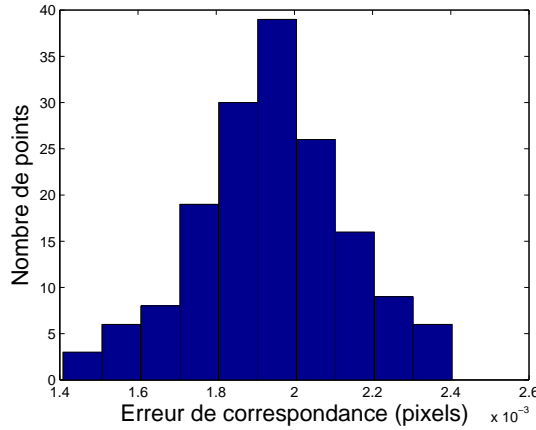


FIGURE 3.24 – Distribution de l'erreur de mise en correspondance. Cette distribution est approximativement gaussienne ($\mu = 1.89 \cdot 10^{-3}$; $\sigma = 0.72 \cdot 10^{-5}$).

La figure 3.25, illustrant la distribution de l'erreur de reprojection, obtenue en utilisant les points d'intérêt détectés et la matrice fondamentale estimée, confirme aussi la précision de l'estimation de cette matrice. En effet, une faible erreur de reprojection, de moyenne $2.5 \cdot 10^{-3}$ pixel, est observée.

Le facteur de qualité peut ensuite être estimé à partir de l'équation 3.28. Il est donné par :

$$\varepsilon_F = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^{2N} (d(x_i, F^T x'_i) + d(x'_i, F x_i)) = 0.0522 \quad (3.28)$$

Ce facteur n'est qu'indicatif de la qualité de l'estimation de la matrice fondamentale. Cette estimation, en effet, n'est pas exempte d'erreur, puisque deux points correspondant à un faux appariement, par exemple, peuvent vérifier la contrainte

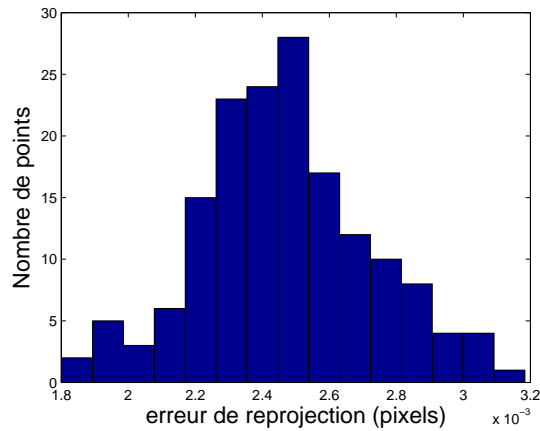


FIGURE 3.25 – Distribution de l’erreur de reprojection. Cette distribution est approximativement gaussienne ($\mu = 2.48^{-3}$; $\sigma = 0.86^{-5}$).

épipolaire et donc être pris en compte.

Par ailleurs, les deux projections de la scène capturées dans les deux images de la paire stéréoscopique ne sont pas identiques. Par conséquent, le nombre de points détectés dans chaque image n’est pas obligatoirement le même. Enfin, on souhaite que tous les points détectés soient correctement appariés. Pour ce faire, il faut que les points à appairer soient correctement détectés, ce qui n’est pas facilement vérifiable.

Pour augmenter la robustesse de l’appariement, en dehors de l’application de contraintes supplémentaires, telles que la contrainte d’unicité et la contrainte d’ordre, on peut faire appel à une configuration particulière du capteur stéréoscopique, appelée configuration parallèle. Celle-ci conduit à rectifier les images, ce qui par la suite facilite la recherche des correspondants et donc la qualité des mises en correspondance.

3.6 Rectification des images

En stéréovision, la rectification d’une paire stéréoscopique d’images permet de se ramener à une géométrie épipolaire simple, où les droites épipolaires sont parallèles à l’axe horizontal du repère des plans des images (voir Figure 3.26), plus précisément parallèle à l’axe reliant les centres de projection, un invariant du dispositif. Ceci permet de réduire la recherche du point correspondant d’une image sur une ligne horizontale de la seconde image située à la même ordonnée [Dhond 1989].

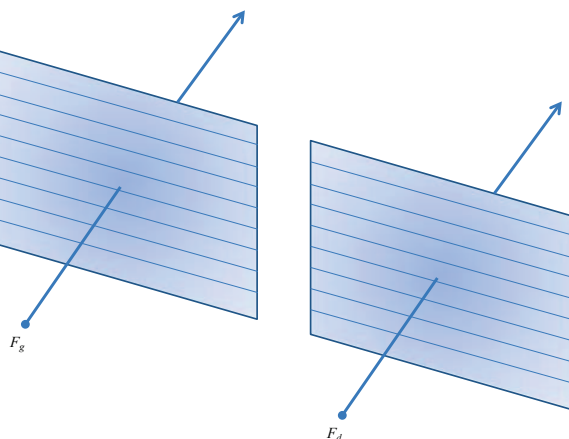


FIGURE 3.26 – Géométrie du capteur après rectification des images. Les lignes épipolaires sont parallèles à l'axe horizontal des images, *i.e.* à la ligne de base du capteur formée par la droite reliant les centres de projection F_g et F_d .

La rectification des images reste une opération délicate lorsque la position des caméras est inconnue. Afin de surmonter cette difficulté, des techniques de rectification d'images exploitant la géométrie épipolaire ont été conçues pour prendre en compte des caméras non étalonnées, c'est-à-dire pour lesquelles les paramètres extrinsèques ne sont pas connus [Hartley 1999, Loop 1999]. Ces méthodes supposent cependant que la relation géométrique liant les images de la paire stéréoscopique est connue. Enfin, on peut montrer que la connaissance de la matrice fondamentale est suffisante pour réaliser la rectification. Cependant, dans cette dernière situation, la rectification obtenue n'est pas obligatoirement unique et il convient alors de rechercher, parmi l'ensemble des rectifications possibles, la rectification qui minimise la distorsion observée dans les deux images [Roy 1997].

Dans notre cas, les positions des caméras dans le repère de la scène sont connues par étalonnage. La rectification devient ainsi une opération simple. Il est ainsi possible de rectifier simplement les deux images provenant des caméras de la tête stéréoscopique et dont les axes optiques ne sont pas parallèles. La rectification est obtenue en supposant que les « nouvelles » caméras, associées à la géométrie rectifiée du capteur stéréoscopique, sont caractérisées par les paramètres intrinsèques des caméras réelles. Il reste ensuite à définir deux nouvelles matrices de projection, obtenues en faisant subir une rotation aux matrices réelles autour de leurs centres optiques, de manière à rendre leurs deux plans images coplanaires. Cela implique que les épipôles soient placés à l'infini. Il en résulte que les droites épipolaires sont parallèles (voir Figure 3.27). Enfin, on impose que l'axe horizontal des plans images soit parallèle à la droite $F_g F_d$.

On appelle A_g la matrice de passage du repère d'étalonnage vers le repère caméra gauche, et A_d la même transformation vers le repère caméra droite. On a donc :

$$A_g = \begin{bmatrix} R_g & t_g \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad A_d = \begin{bmatrix} R_d & t_d \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

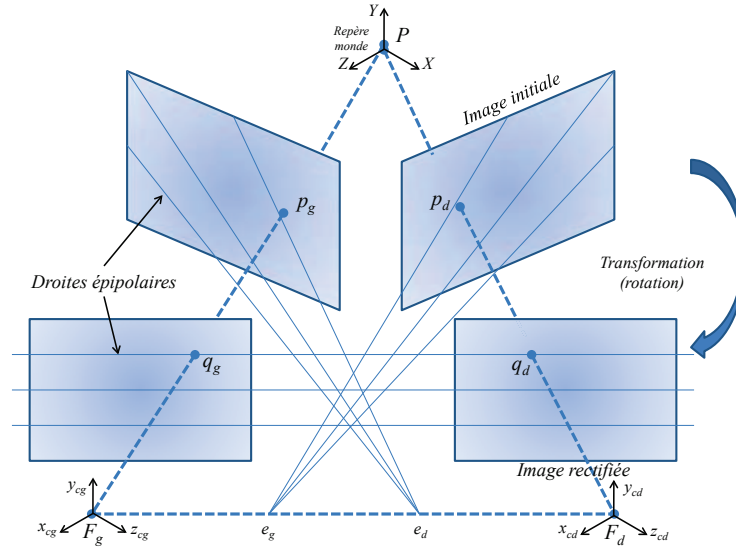


FIGURE 3.27 – Principe de la rectification épipolaire d'une paire stéréoscopique d'images

Nous cherchons ensuite à déterminer une matrice A_1 , représentant la transformation du repère d'étalonnage vers le repère de la caméra gauche dans sa position rectifiée (voir Figure 3.28). Le repère $F_{x_1 y_1 z_1}$ est le repère caméra de l'image gauche dans sa position rectifiée (repère représenté en rouge dans la Figure 3.28). F_g et F_d étant respectivement les origines du repère de la caméra gauche et de la caméra droite, on peut poser les équations suivantes :

$$\begin{aligned} R_g \overrightarrow{OF_g} + t_g &= 0 \\ R_d \overrightarrow{OF_d} + t_d &= 0 \end{aligned} \quad (3.30)$$

La direction de la droite $F_g F_d$ peut se déduire des relations 3.30. Elle est donnée par la relation :

$$\overrightarrow{F_g F_d} = \overrightarrow{OF_d} - \overrightarrow{OF_g} = R_g^{-1} t_g - R_d^{-1} t_d \quad (3.31)$$

Pour finaliser la rectification, c'est-à-dire déterminer complètement la matrice A_1 , on suppose que :

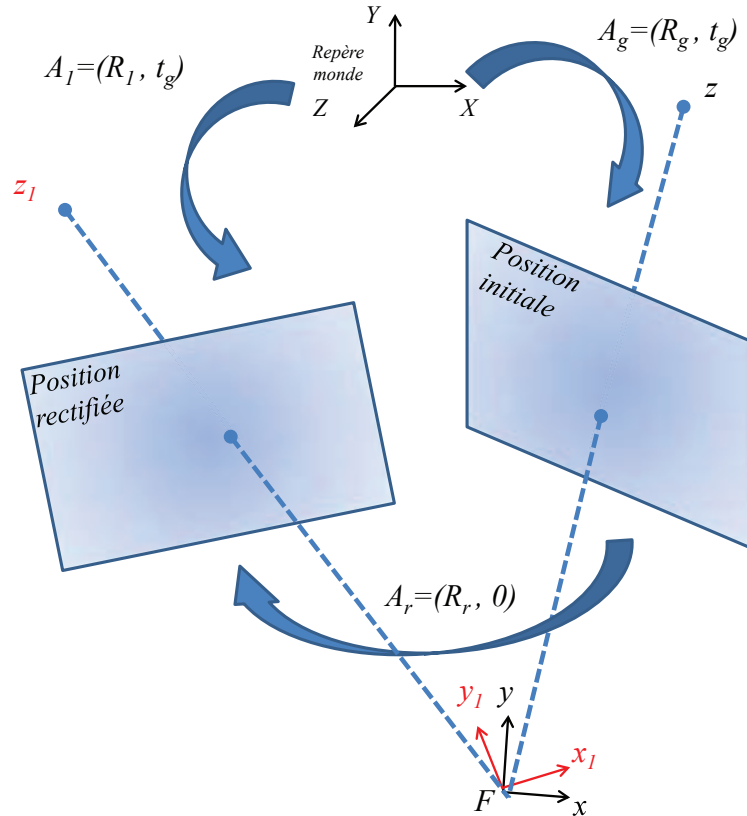


FIGURE 3.28 – Principe du calcul d'une image rectifiée par rotation spatiale de la caméra autour du centre de projection F

1. L'axe $F_g x$ est parallèle à la droite $F_g F_d$. Le vecteur directeur de cet axe peut être défini par :

$$\vec{r}_1 = \frac{\overrightarrow{F_g F_d}}{\|\overrightarrow{F_g F_d}\|} \quad (3.32)$$

2. L'axe $F_g y$ doit être perpendiculaire à r_1 et à l'axe optique k défini par $F_g z$. Le vecteur directeur de cet axe peut alors être défini par :

$$\vec{r}_2 = \vec{k} \wedge \vec{r}_1 \quad (3.33)$$

3. L'axe restant $F_g z$ est défini par :

$$\vec{r}_3 = \vec{r}_1 \wedge \vec{r}_2 \quad (3.34)$$

La matrice de transformation du repère d'étalonnage vers le repère de la caméra gauche rectifié est ainsi donnée par :

$$A_g = \begin{bmatrix} R_1 & t_g \\ 0 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \quad (3.35)$$

avec,

$$R_1 = [r_1 \ r_2 \ r_3] \text{ et } t_1 = t_g \quad (3.36)$$

Comme seule une rotation R_r est nécessaire pour rectifier une image, sans qu'une translation soit nécessaire, on peut déduire R_r en connaissant A_1 et A_g . R_r est donnée par :

$$R_r = R_1^{-1} R^{-1} \quad (3.37)$$

La rotation R_r du repère initial de la caméra gauche vers le repère (x_1, y_1, z_1) de l'image rectifiée permet enfin de rectifier l'image gauche en appliquant la rotation R_r aux coordonnées initiales. On obtient ainsi les coordonnées rectifiées :

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} = R_r \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

La transformation de l'image de la caméra droite suit évidemment le même principe.

Les Figures 3.29, 3.30 et 3.31 montrent un couple d'images avant et après rectification, pour chaque type de contours évalués. Les droites épipolaires sont bien entendu horizontales pour les images rectifiées et les points se correspondant dans les deux images sont sur une même ligne de chaque image (même ordonnée). Il en résulte que l'application de la contrainte épipolaire est simplifiée pour la mise en correspondance 2D à réaliser.

Il convient de noter que les images rectifiées sont les mêmes quelque soit le type de contours analysés. La Figure 3.32 montre enfin les distributions des erreurs 2D pour les contours verticaux. Les moyennes et écart-types sont pratiquement identiques à ceux obtenus pour des images non rectifiées. Par contre, après rectification, les erreurs 3D sont beaucoup plus faibles (voir Figure 3.33). La rectification des images permet ainsi de réduire l'erreur 3D de 50% en moyenne. Compte tenu du faible coût en temps de calcul d'une rectification, les images acquises seront systématiquement rectifiées dans la suite de ce travail.

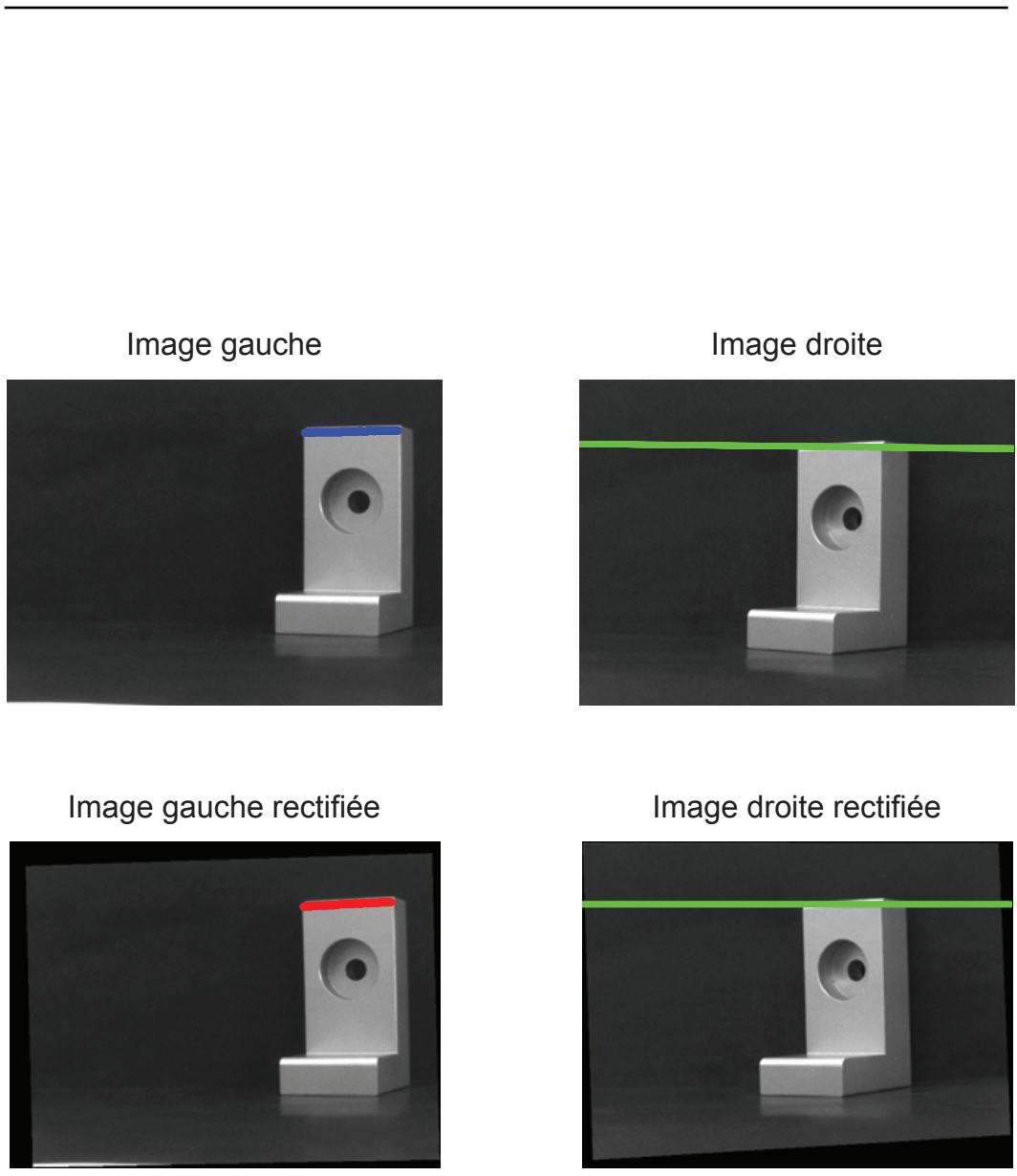


FIGURE 3.29 – Couple d’images rectifiées de la pièce et droites épipolaires correspondant au contour horizontal représenté en rouge dans l’image gauche rectifiée (en bleu dans l’image acquise).

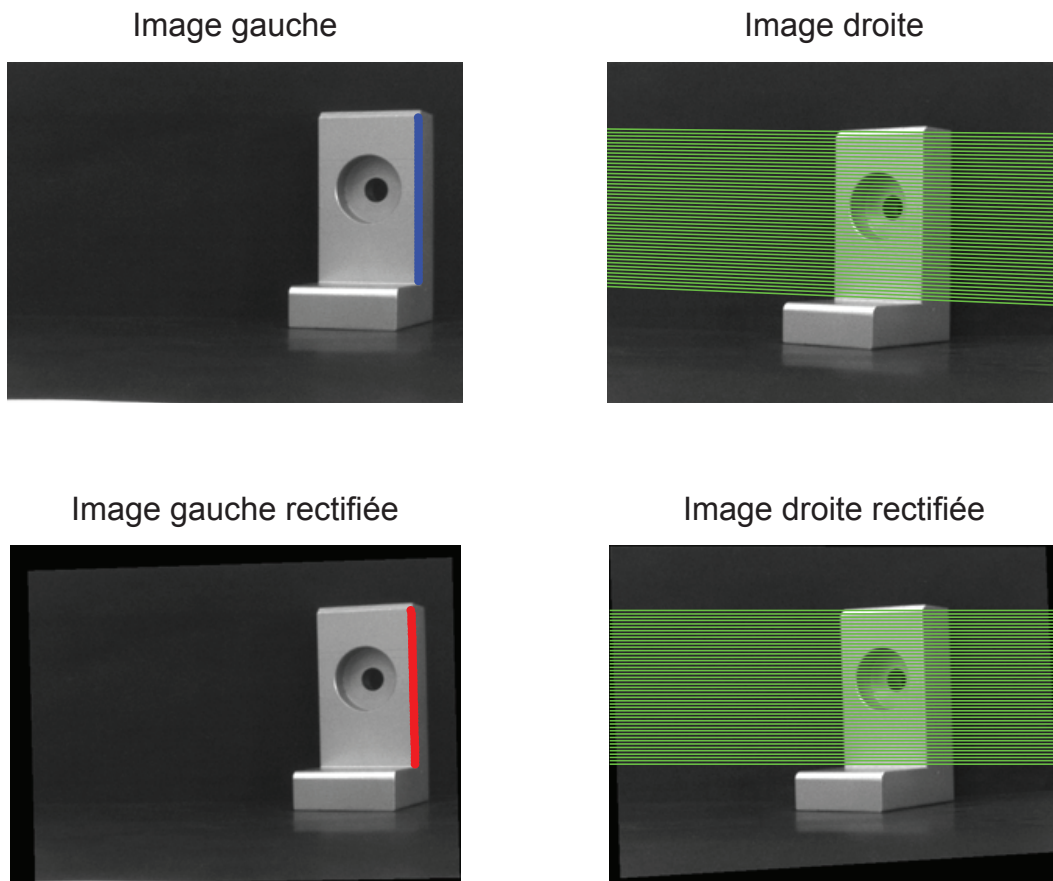


FIGURE 3.30 – Couple d’images rectifiées de la pièce et droites épipolaires correspondant au contour vertical représenté en rouge dans l’image gauche rectifiée (en bleu dans l’image acquise).

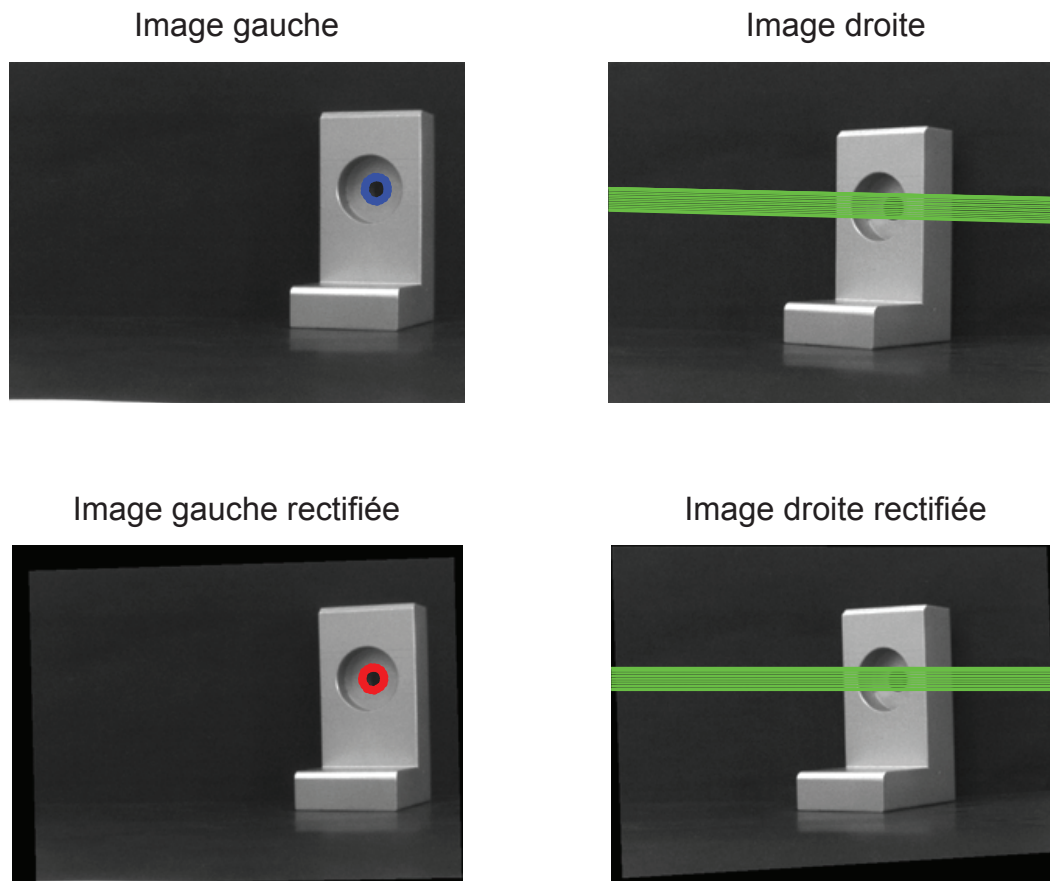
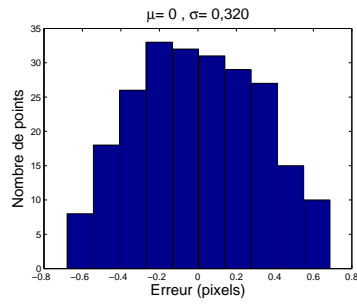
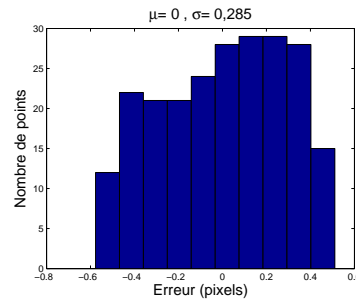


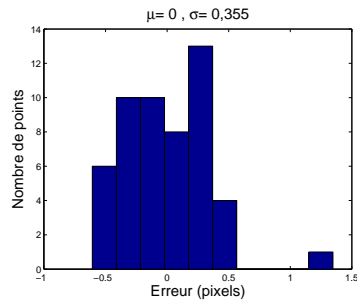
FIGURE 3.31 – Couple d'images rectifiées de la pièce et droites épipolaires correspondant au contour curviligne représenté en rouge dans l'image gauche rectifiée (en bleu dans l'image acquise)



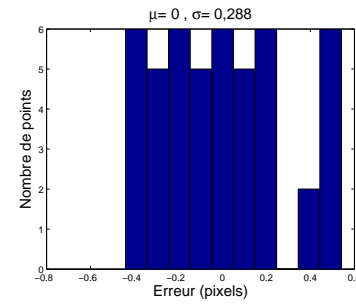
(a) Contour gauche $N^{\circ} 9$



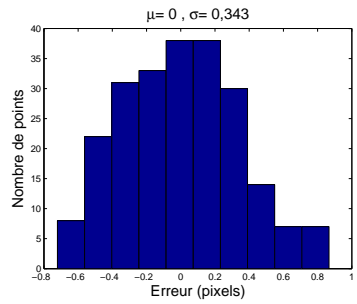
(b) Contour droit $N^{\circ} 9$



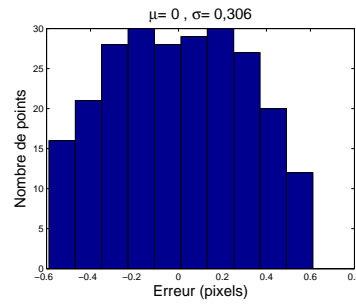
(c) Contour gauche $N^{\circ} 10$



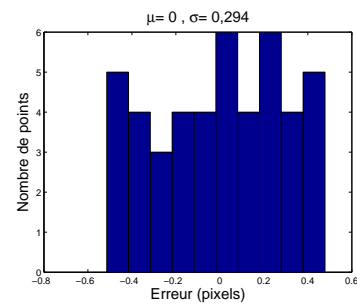
(d) Contour droit $N^{\circ} 10$



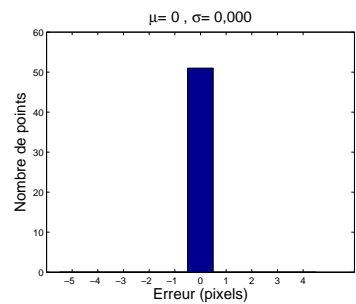
(e) Contour gauche $N^{\circ} 11$



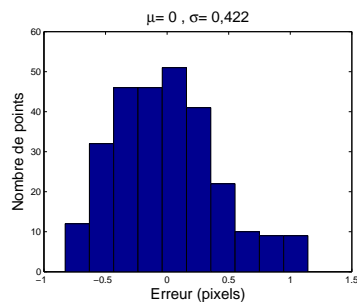
(f) Contour droit $N^{\circ} 11$



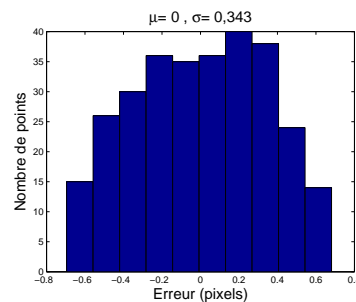
(g) Contour gauche $N^{\circ} 12$



(h) Contour droit $N^{\circ} 12$

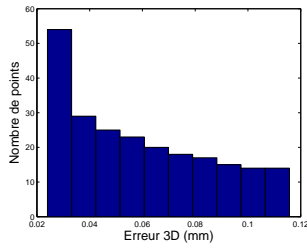


(i) Contour gauche $N^{\circ} 13$

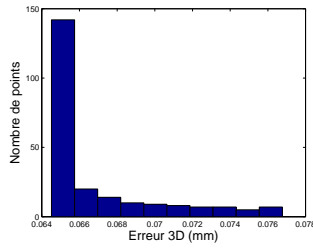


(j) Contour droit $N^{\circ} 13$

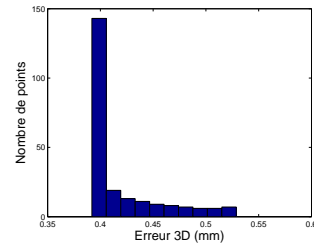
FIGURE 3.32 – Distributions des erreurs 2D liées aux contours verticaux dans les images gauche et droite rectifiées.



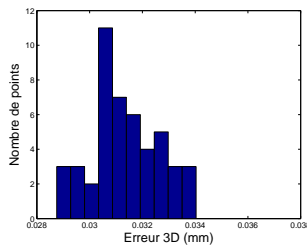
(a) Contour n° 9 (x -direction)



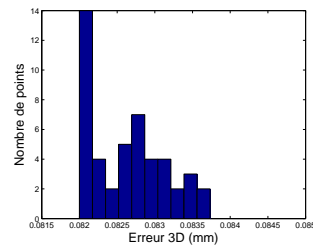
(b) Contour n° 9 (y -direction)



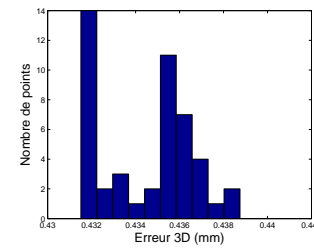
(c) Contour n° 9 (z -direction)



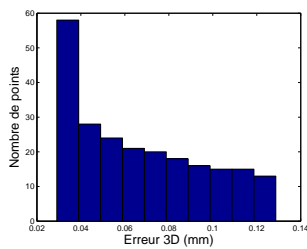
(d) Contour n° 10 (x -direction)



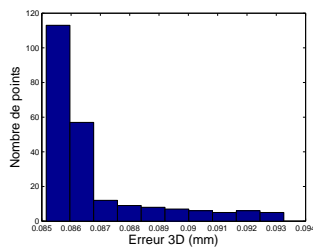
(e) Contour n° 10 (y -direction)



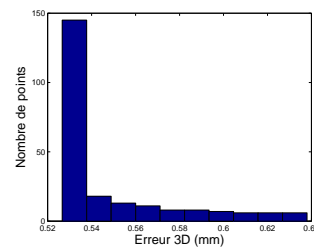
(f) Contour n° 10 (z -direction)



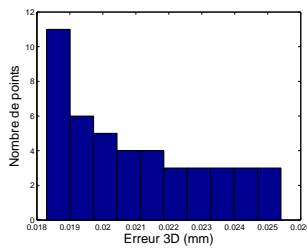
(g) Contour n° 11 (x -direction)



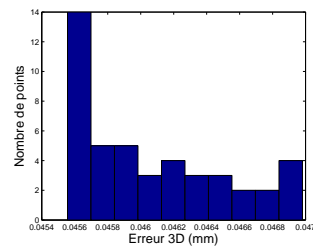
(h) Contour n° 11 (y -direction)



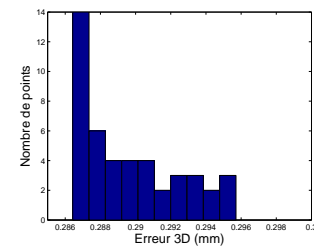
(i) Contour n° 11 (z -direction)



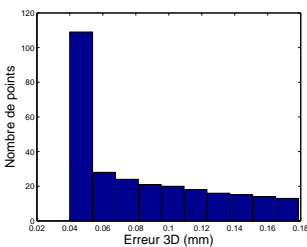
(j) Contour n° 12 (x -direction)



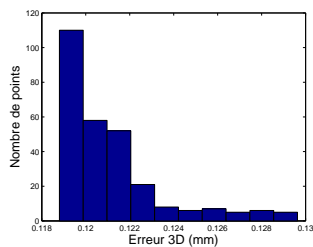
(k) Contour n° 12 (y -direction)



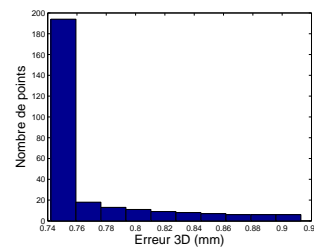
(l) Contour n° 12 (z -direction)



(m) Contour n° 13 (x -direction)



(n) Contour n° 13 (y -direction)



(o) Contour n° 13 (z -direction)

FIGURE 3.33 – Distributions des erreurs 3D liées aux contours verticaux reconstruits à partir des contours observés dans les images gauche et droite rectifiées.

3.7 Conclusion

Après avoir indiqué les sources d'erreur potentielles pour un système stéréoscopique et leurs effets sur la reconstruction 3D, nous avons développé dans ce chapitre une méthode pour estimer les erreurs 2D liées à la segmentation. Notre méthode est basée sur une approximation polygonale, qui consiste à transformer une chaîne de points connexes en une suite de segments correspondant soit à des droites, soit à des éléments elliptiques en minimisant un critère d'erreur qui porte sur la distance orthogonale entre ces points et le modèle. Deux solutions simples d'approximation d'un ensemble de points par un segment de droite ou par une ellipse ou un arc d'ellipse ont été proposées.

Les résultats expérimentaux montrent que les erreurs 2D suivent approximativement une loi gaussienne avec une moyenne nulle. Ces erreurs, estimées à partir des distributions des distances orthogonales entre les points constituant les primitives et leurs modèles, sont ensuite propagées à travers le processus de reconstruction 3D, afin d'évaluer les erreurs de reconstruction 3D. Les erreurs 3D dans la direction Z (profondeur de la scène) sont importantes, comparées aux erreurs 3D observées dans les directions X et Y. Cela est dû en partie à la vergence des caméras. Ceci peut être corrigé en ajustant la géométrie du capteur de telle façon à rendre les axes optiques des caméras, composant le capteur stéréoscopique, parallèles (contrôle de la vergence) ou en appliquant une rectification aux images acquises ; ce qui nous paraît être à la fois plus simple et moins coûteux. La rectification d'images permet ainsi de réduire l'erreur 3D, notamment dans la direction associée à la profondeur, de manière notable (50%). Ces erreurs peuvent être aussi réduites en optimisant les conditions d'illumination, comme cela a été montré dans le chapitre 2.

L'évaluation de la précision des mises en correspondance a aussi été étudiée dans ce chapitre. L'analyse de la qualité de l'appariement repose principalement sur la qualité de l'estimation de la matrice fondamentale. Cependant, une bonne qualité de cette dernière ne permet pas forcément de garantir la qualité des appariements.

Notre étude a aussi permis d'évaluer la qualité d'une reconstruction 3D. En effet, l'estimation des erreurs 3D fournit une information sur la précision obtenue pour

la reconstruction 3D. En ce qui concerne l'inspection de pièces quasi-polyédriques (dont les arêtes sont principalement des segments de droites ou des arcs d'ellipse), l'inspection dimensionnelle consiste à évaluer l'exactitude de la pièce par rapport à un ensemble de spécifications (géométriques ou liées aux tolérances) données, en comparant le modèle de conception de la pièce à sa reconstruction 3D obtenue après traitement des images de cette pièce. Spécifiquement, si les contours reconstruits en précisant les bornes de l'erreur 3D sont inclus dans les zones de tolérance du modèle 3D de la pièce, alors nous considérons que la reconstruction 3D est réussie et la pièce est déclarée conforme.

Pour effectuer cette comparaison de manière efficace, une automatisation de la procédure de mesure 3D, ainsi que la comparaison résultante, est souhaitable. Dans le chapitre 4, nous allons présenter le système de contrôle, développé dans notre laboratoire, capable de gérer automatiquement l'enchaînement des différentes tâches de l'acquisition à l'inspection. Pour tenir compte des conditions d'acquisition souvent imparfaitement maîtrisées, nous allons en particulier intégrer dans ce système les algorithmes développés dans ce chapitre et le précédent. Cela permettra de doter notre système d'une capacité d'(auto-)apprentissage, en lui permettant d'ajuster son comportement en cours d'exécution, en fonction des conditions réellement observées pour l'acquisition des données images.

Modélisation et automatisation d'un système de vision utilisant les SGTs comme outil de planification / contrôle

4.1 Introduction

L'interprétation des images est la dernière opération réalisée par notre système de vision. Cette interprétation est spécifique à la tâche assignée au système de vision, dans notre cas souvent une tâche d'inspection. Celle-ci permet de valider la conformité de la pièce à évaluer, compte tenu de ses dimensions et des tolérances géométriques. Cette tâche est souvent rendue complexe par la diversité des moyens de représenter le contenu d'une image et des approches associées pour son interprétation. L'objectif de l'interprétation, basée dans notre cas sur une comparaison entre les données réelles de l'objet à évaluer et son modèle conceptuel (modèle CAO étendu), est de pouvoir évaluer la conformité de cet objet. Néanmoins, nous pouvons envisager d'autres stratégies d'exploitation des résultats de cette comparaison (voir Figure 4.1) :

1. Conformité de la pièce : en tenant en compte des spécifications de tolérance fixées pour l'usinage de la pièce, le processus de fabrication peut continuer si la pièce est conforme.
2. Non-conformité de la pièce : des erreurs de fabrication (usure des outils par exemple), une mauvaise acquisition due à l'illumination par exemple, etc., ont été repérées. Une intervention dans le processus de fabrication ou un ajustement des paramètres dans le système d'acquisition est nécessaire.
3. Reconnaissance de la pièce parmi une famille d'objets.
4. etc.

La procédure d'acquisition des images conduisant aux données 3D est une des tâches les plus importantes dans l'ensemble des opérations à réaliser, pour laquelle l'intervention d'un opérateur est encore obligatoire pour contrôler la qualité de la reconstruction 3D. En effet, c'est l'opérateur qui détermine les différentes positions des capteurs, des sources d'illumination et qui fixe les valeurs des paramètres de certains traitements (des seuils par exemple). Toutes ces données fournies

par l'opérateur sont ensuite regroupées dans une base de données spécifiant le déroulement de l'application (dans notre cas, dans un réseau hiérarchique de tâches.

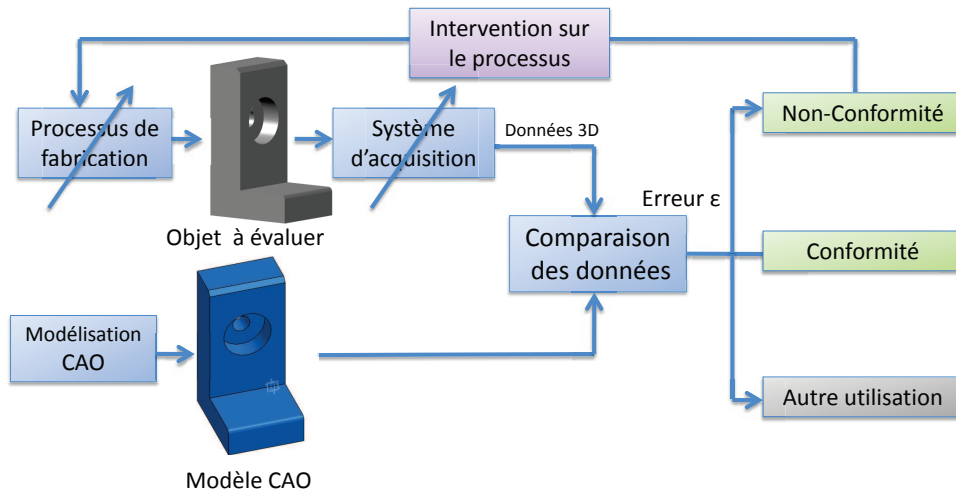


FIGURE 4.1 – Mode opératoire du système de vision en vue d'une inspection.

Pour qu'un tel système puisse être utilisé dans un contexte industriel, il doit être capable de suivre la cadence de production. Le module de contrôle du système de vision prenant en charge, par exemple, l'inspection de pièces, regroupe des tâches pouvant être exécutées hors-ligne (étalonnage, modélisation CAO) et d'autres qui ne peuvent être exécutées qu'en ligne (acquisition, traitement et comparaison). En vue d'obtenir un contrôle qualité fiable et performant, répondant aux exigences mentionnées plus haut, une automatisation de la procédure d'acquisition 3D est indispensable. Cela peut se faire par le biais d'une planification des vues à acquérir et d'un choix *a priori* des positions des sources d'illumination, par exemple fixées en s'aidant d'un modèle de référence (modèle CAO), comme décrit dans le chapitre 2. Lorsque cette référence est effectivement disponible, les différentes positions des capteurs et des sources d'illumination nécessaires et optimales peuvent ainsi être définies hors-ligne. La planification des positions des sources d'illumination est basée sur la méthode d'optimisation du placement des sources lumineuses présentée en détail dans le chapitre 2, tandis que la planification des positions du capteur repose sur un placement *a priori* du capteur défini par un opérateur, les positions retenues devant permettre une reconstruction 3D complète de l'objet.

Un système de planification / contrôle, capable de gérer automatiquement l'enchaînement des différentes tâches, de l'acquisition à l'inspection de l'objet reconstruit, a été développé dans notre laboratoire. Ce système est composé de deux modules : le premier utilise les (arbres de) graphes de situations (ou SGT, pour « Situation Graph Tree ») qui permettent l'automatisation et la gestion des différentes techniques de reconstruction 3D que l'on souhaite utiliser dans une application. Le deuxième, construit autour d'un HTP (pour « Hierarchical Task Plan »), se charge du contrôle de la séquence d'acquisitions, ainsi que de la reconstruction 3D complète de l'objet et de son évaluation dimensionnelle (voir Figure 4.2).

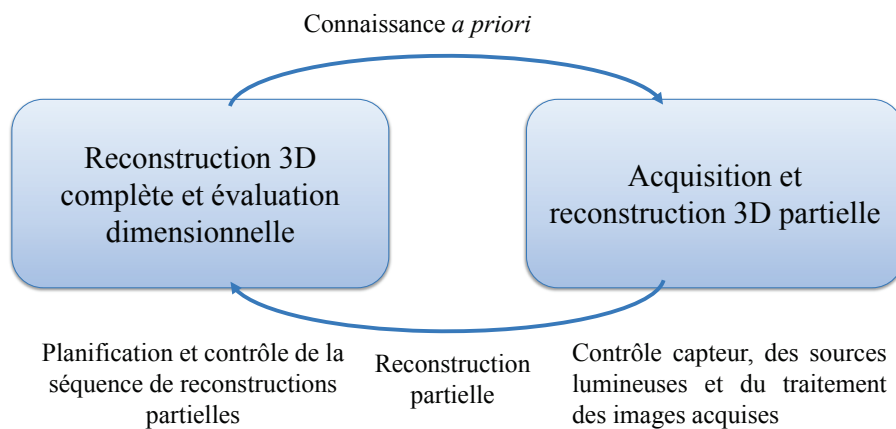


FIGURE 4.2 – Schéma de principe du mode opératoire du système de vision mis en œuvre, en vue, par exemple, d'un contrôle qualité. Le module à gauche gère l'ensemble de l'application, tandis que le bloc à droite prend en charge une étape de reconstruction partielle.

Dans ce chapitre, nous allons d'abord résumer les travaux de [Far 2005a] et [Khemmar 2005a], tout en présentant les SGTs et la manière de les utiliser. Dans un second temps, nous décrirons l'intégration des algorithmes, que nous avons développés, dans le système. Enfin, nous analyserons une étape de reconstruction 3D automatisée et contrôlée par les SGTs, en présentant les différentes opérations de traitement et la manière dont le contrôle de ces tâches est effectué par les SGTs.

4.2 Travaux antérieurs

Dans cette section, nous allons faire un tour d'horizon du système de planification et de contrôle développé dans notre laboratoire et conçu pour la reconstruction 3D et l'évaluation dimensionnelle de pièces quasi-polyédriques, incluant éventuellement des surfaces gauches.

4.2.1 Planification et contrôle d'une reconstruction 3D par lumière structurée

Ce système de planification et de contrôle a pour objectif la reconstruction de surfaces gauches à partir du traitement d'images acquises en faisant appel à une source de lumière structurée. Il a été développé autour de la coopération de deux modules distincts [Khemmar 2005a] :

- un module de planification de la reconstruction 3D complète d'un tel objet, ainsi que de son évaluation dimensionnelle,
- un module de contrôle de l'acquisition et de la reconstruction 3D partielle d'un objet quasi-polyédrique incluant des surfaces gauches.

Le premier module contrôle la séquence d'acquisitions et le recalage des reconstructions partielles fournies par le second module. Ce module fournit à la deuxième partie du système de contrôle l'ensemble des paramètres nécessaires, tels que la localisation de la tête de mesure, le type de traitement à appliquer, ainsi que les figures de mérites à atteindre pour considérer qu'une étape de traitement a été réalisée avec succès. En retour, il récupère une reconstruction partielle de l'objet, qu'il intègre aux reconstructions déjà obtenues, avant de comparer le résultat aux données de référence (une vérité terrain ou un modèle CAO incluant des spécifications de tolérance). Le processus est ensuite réitéré jusqu'à l'achèvement de la totalité de la séquence d'acquisitions planifiée (voir Figure 4.3). L'acquisition est assurée ici par une tête de mesure « lumière structurée », comportant une caméra et un projecteur de lumière structurée ; ce qui permet de reconstruire les surfaces de la pièce. Le module de contrôle du capteur, deuxième module du système complet, a été implémenté en utilisant les SGTs (voir section 4.3). Il a été conçu de manière générique, de façon à être capable de prendre en charge n'importe quel type de capteur. Le module a ainsi pu être directement réutilisé pour être appliqué à une tête de mesure stéréoscopique permettant de reconstruire la géométrie (*outline*) d'un objet.

Ce deuxième module modélise le comportement des têtes de mesures, que l'on peut monter à l'extrémité d'un système poly-articulé (robot d'inspection) pour positionner successivement les capteurs, comme spécifié dans la séquence d'acquisitions, convenablement par rapport à l'objet. Ce module réalise les opérations d'acquisition et de reconstruction partielle planifiées. Chaque opération élémentaire du processus de reconstruction est représentée par un élément de base appelé schéma de situation. Ces schémas de situation sont ensuite connectés les uns aux autres et forment ainsi un graphe décrivant la suite séquentielle des opérations à effectuer. Ce module est enfin capable de s'adapter dynamiquement aux conditions réelles de prise de vue. Cette capacité d'ajustement lui permet de modifier automatiquement des paramètres physiques de l'application (conditions effectives d'acquisition et de traitement de données) et donc d'ajuster en ligne les valeurs des paramètres correspondants et qui ont été définies *a priori* dans la planification du déroulement de l'application.

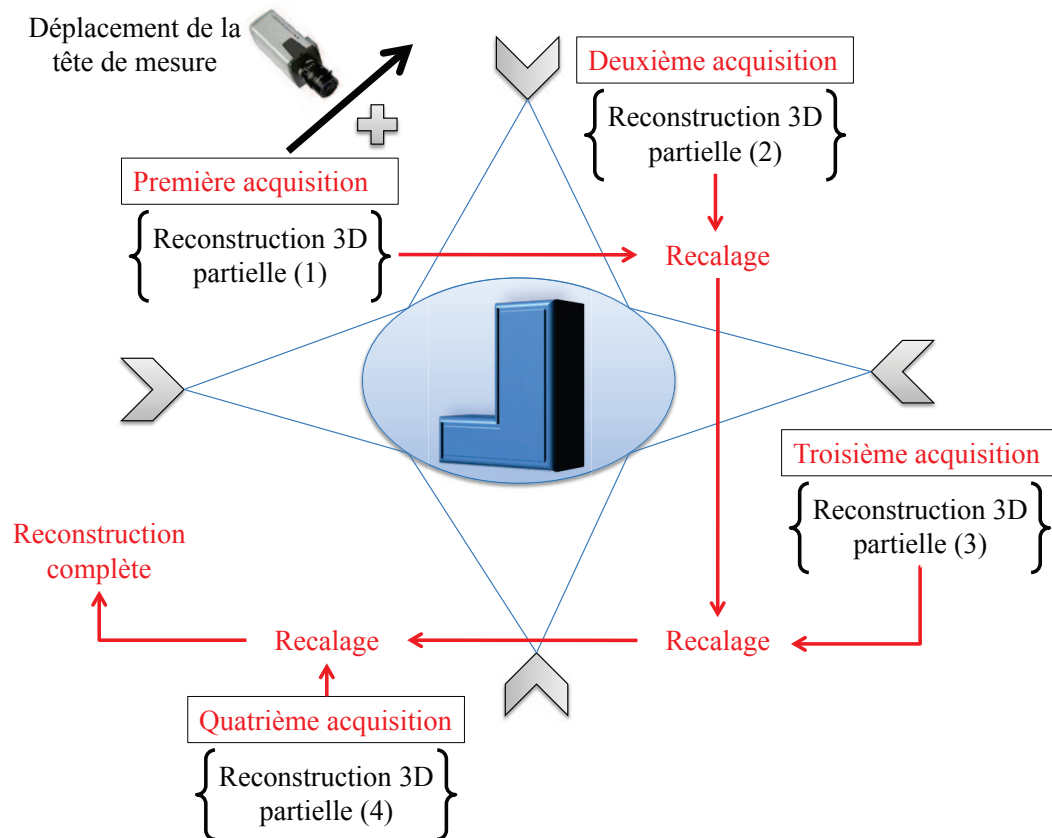


FIGURE 4.3 – Planification d’une séquence d’acquisitions en vue d’une reconstruction 3D complète, par exemple par lumière structurée (en noir, les opérations prises en charge par le second module du système, en rouge celles en charge du premier module).

4.2.2 Planification d'une reconstruction 3D par stéréovision

En complément du travail de Khemmar, l'ensemble logiciel qu'il a développé permet aussi une reconstruction 3D partielle par vision stéréoscopique de l'objet [Far 2005a], toujours en utilisant les SGTs, en incluant une éventuelle re-planification dynamique de l'application. Des règles de décision, spécifiquement adaptées aux problèmes d'acquisition rencontrés en exploitant ce système de mesure, ont été développées. La correction prioritaire réalisée par le système est le réglage des paramètres des sources d'illumination. Ce choix est justifié par le fait que tout changement de position de la tête de mesure nécessite un ré-étalonnage partiel (paramètres extrinsèques) des caméras lorsque le système décide d'y avoir recours. L'approche suivie pour définir ces éventuels ajustements des conditions d'illumination repose sur une modélisation des effets lumineux (ombre, surintensité, etc.), en se basant sur le modèle d'éclairage de Beckmann-Spizzichino. Il devient ainsi possible soit de positionner, soit de repositionner la source d'illumination en ligne, pendant l'exécution de l'application. Plus précisément, un traitement global de l'image permet de vérifier le contraste de l'image acquise. Ce traitement est indispensable à la vérification de la qualité de l'image acquise, estimée en fonction de l'intensité des sources d'illumination utilisées. En effet, une image sombre ou saturée ne conduit que rarement à une bonne extraction des indices visuels nécessaire à la reconstruction 3D.

En conclusion, l'approche développée permet une reconstruction tridimensionnelle partielle de l'objet. Le système de mesure par vision artificielle de pièces manufacturées a été élaboré en faisant appel à une connaissance *a priori* provenant d'un modèle CAO, comme l'illustre la Figure 4.4.

Cette approche pour l'évaluation d'une pièce manufacturée, orientée contour, a notamment permis d'entièrement automatiser la procédure de reconstruction à l'aide d'un capteur stéréoscopique, simplement en appliquant le SGT développé pour la tête de mesure « lumière structurée ».

4.2.3 Bilan des travaux antérieurs

L'objectif principal de l'ensemble de ces travaux a été de développer, d'une part, un outil de contrôle du déroulement de l'application et, d'autre part, une méthodologie combinant une approche orientée surface avec une méthode orientée contour, en vue d'une reconstruction autonome, complète et plus riche de la pièce à évaluer. Par conséquent, un seul graphe de situations générique a été développé pour les deux capteurs mis en œuvre, la coopération entre les approches surface et contour étant prise en charge par le réseau hiérarchique de tâches spécifiant la séquence d'acquisitions à réaliser. Le même SGT, modélisant soit le comportement de la tête de mesure lumière structurée, soit le comportement de la tête stéréoscopique, est ainsi utilisé pour contrôler successivement les deux têtes. Seuls les paramètres caractérisant les différents schémas de situation et les actions

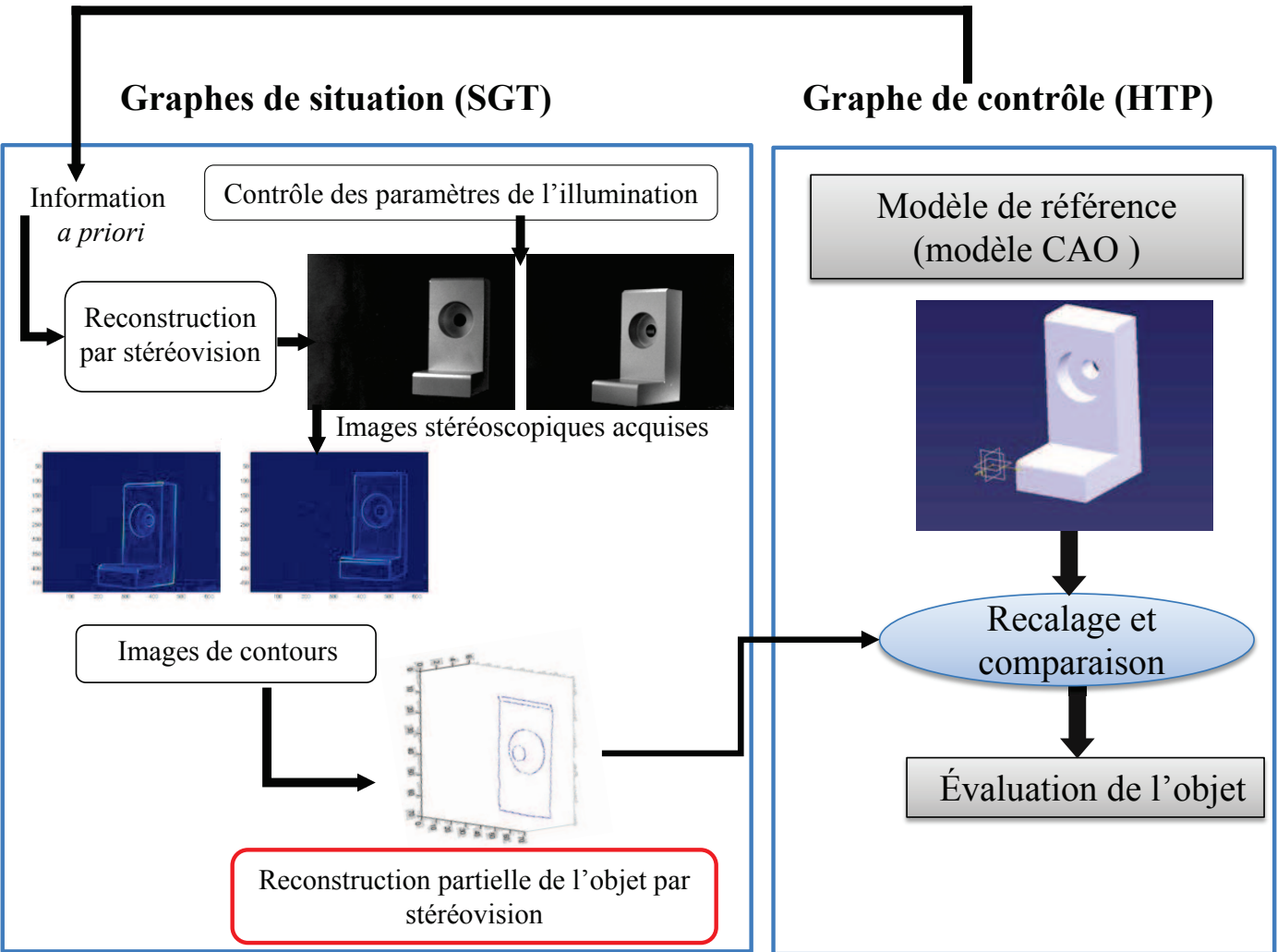


FIGURE 4.4 – Mode opératoire du processus de reconstruction 3D complète d'une pièce et de son évaluation, à partir d'une planification du comportement de la tête de mesure à l'aide des SGTs.

associées à celles-ci sont propres à chaque tête de mesure.

Le seul inconvénient de cette approche coopérative réside dans le fait que les données 3D contours ne peuvent pas être mises directement en correspondance avec les données 3D de surface. En effet, les images correspondantes sont acquises avec deux capteurs distincts, à partir de points de vue différents. Il en résulte que la fusion de données nécessaire à la reconstruction plus riche nécessite un recalage des deux ensembles de résultats. Pour palier cet inconvénient, il pourrait être intéressant de concevoir une tête de mesure unique autorisant les deux types d'acquisition d'images à partir d'une position unique.

Pour les deux approches décrites, les modules assurant le contrôle des têtes de mesure sont capables de gérer automatiquement l'ensemble des opérations de la chaîne de traitement des images acquises et de prendre en considération les conditions réelles d'acquisition. En effet, il s'avère souvent nécessaire de modifier des paramètres fixés *a priori*, tels que les conditions d'illumination ou les positions des caméras, pour optimiser la qualité des images et celle des résultats à fournir. Dans ce cas, la modélisation du comportement des têtes de mesure à l'aide des graphes de situations présente l'intérêt majeur de pouvoir mettre en place des situations particulières permettant de répéter certaines opérations de traitement jusqu'à atteindre un critère de qualité (ou figure de mérite) fixé. La section suivante présente brièvement l'intérêt des graphes de situation, ainsi que leur mode opératoire.

4.3 Graphe de situation

Les arbres de graphes de situations (SGT) constituent un formalisme de représentation pour une évaluation comportementale du contenu de scènes vidéo [Nagel 1988], en d'autres termes pour une interprétation *a posteriori* du contenu de séquences vidéo. Nous avons adapté et modifié ce formalisme de manière à être capable de modéliser le comportement d'une application et à prendre en charge le contrôle de son déroulement. Les SGTs se présentent sous la forme de graphes et décrivent le comportement d'un agent (dans notre cas, l'agent est une tête de mesure) en termes de situations dans lesquelles ce dernier peut se trouver. L'élément de base est ainsi un schéma de situation (*situation scheme*) qui correspond à une situation spécifique de l'agent. Il est constitué de deux éléments : un ensemble de prédicats d'état et un ensemble de prédicats d'action. Si l'ensemble des prédicats d'état d'un schéma est satisfait, l'agent instancie le schéma correspondant et toutes les actions du schéma instancié sont exécutées. Ces actions conduisent à une modification de l'état de l'application, qui se traduit, par suite, par l'activation d'un autre schéma du graphe de situations. Le déroulement de l'application est ainsi décrit par l'instanciation successive de l'ensemble des schémas de situation nécessaire au bon déroulement de l'application. Un schéma particulier est marqué comme étant une situation de début de l'application

et est automatiquement instancié au lancement de l'application. Une autre situation correspond à une situation de fin et restitue les résultats attendus à la fin de l'exécution correcte de l'application, lorsque celle-ci a atteint l'objectif assigné.

Un graphe de situations est composé d'un ensemble de schémas de situation connectés entre eux. Certains schémas peuvent être marqués comme étant soit des situations de début de l'application, soit des situations de fin. Les schémas de situation sont reliés entre eux par des liens de prédiction orientés. L'ensemble forme ainsi un graphe orienté de schémas de situation.

Une séquence de situations, instanciées pendant le déroulement d'une application, est ensuite définie par un chemin reliant une situation de début à une situation de fin. Ce chemin décrit le déroulement (effectif) de l'application. Afin d'affiner un schéma de situation, il est possible de spécialiser ce schéma en liant à un nouveau graphe de situations par le biais d'un lien de spécialisation (voir Figure 4.5). Ce mécanisme de spécialisation, souvent sur plusieurs niveaux, permet de raffiner la modélisation du déroulement d'une application jusqu'au niveau de détail souhaité (usuellement une situation suffisamment simple pour être facilement décrite). Une suite de schémas de situation connectés récursivement à plusieurs graphes de situations forme ainsi un arbre de graphes de situations (d'où le terme SGT pour « Situation Graph Tree »).

L'utilisation des SGT présente l'avantage de pouvoir modéliser et développer une application d'une façon extrêmement générique. Les algorithmes intégrés dans ces graphes, dans la partie « actions » des schémas de situation, peuvent être modifiés ou remplacés par d'autres algorithmes, selon la nature de l'application, sans modifier la structure de base du SGT. C'est l'approche qui a été retenue dans notre laboratoire pour être capable d'appliquer à la reconstruction 3D soit une approche « lumière structurée », soit stéréoscopique. De même, il est facile de modifier la structure du SGT, lorsque l'on se rend compte que la modélisation est imparfaite ou incomplète. Dans ce cas, il suffit d'insérer dans le graphe des schémas de situation complémentaires corrigeant ces défauts ou ces manques. Pendant le déroulement d'une application, lorsque le SGT est actif, les informations circulent dans le graphe sous la forme de fichiers. Ceux-ci contiennent soit des valeurs de paramètres (paramètres d'entrée pour l'activation d'une situation), soit des résultats (paramètres de sortie, à la suite de l'exécution des actions de la situation couramment instanciée). En entrée, les valeurs de paramètres fournies modifient les valeurs de certains prédicats d'état, permettant ainsi d'instancier la situation dont l'ensemble des prédicats d'état est vérifié. En sortie, on récupère ainsi, par exemple, les résultats d'opérations d'acquisition ou de traitement d'image. Ce qui conduit, après évaluation de ces résultats, à fournir de nouvelles valeurs de paramètres au SGT, permettant ainsi d'instancier la situation suivante observée dans le déroulement de l'application. En résumé, les conditions d'activation d'une situation particulière sont spécifiées par les prédicats d'état via les paramètres d'entrée, tandis que les actions associées corres-

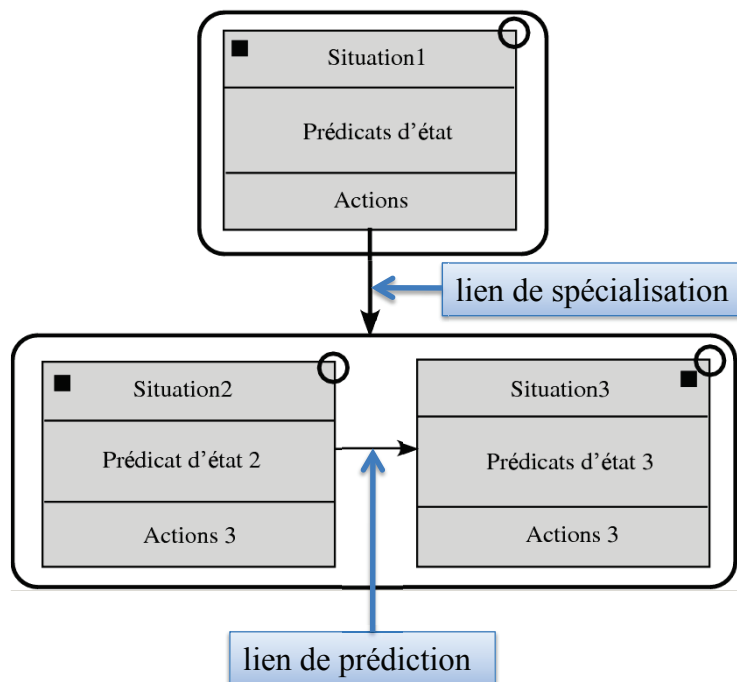


FIGURE 4.5 – Principe de la construction d'un SGT. La situation 1 est spécialisée par le graphe orienté enchaînant la situation 3 à la situation 2. ■ Situation de début (à gauche du schéma) ou de fin (à droite du schéma), O Lien d'auto-prédiction (à la suite de l'exécution des actions d'un schéma de situation, celui-ci peut immédiatement être instancié à nouveau).

pendent aux traitements prêts à être exécutés si la situation est activée et par suite, aux résultats attendus pour cette étape de l'application.

4.4 Modélisation de la reconstruction 3D par les SGT

Le SGT développé dans [Far 2005a] exécute un ensemble d'opérations permettant d'obtenir une reconstruction 3D partielle de l'objet correspondant au point de vue effectif du capteur. Ensuite, cette description, sous forme de primitives 3D quantifiées, est évaluée en utilisant un modèle CAO dans le module planifiant la séquence d'acquisition (voir Figure 4.2).

La modélisation du comportement de la tête de mesure consiste à prévoir *a priori* toutes les séquences de situations possibles et les traitements associés. Ces parcours peuvent être schématisés par un graphe comportant des situations appropriées pour chaque étape du traitement. Le graphe permet donc de représenter les séquences de situation que l'utilisation de la tête de mesure va amener à instancier effectivement en ligne pendant le déroulement de l'application.

Toutes les étapes du traitement conduisant à une reconstruction partielle de l'objet sont définies par des schémas de situation spécifiques, qui modélisent ces étapes. Ces situations contiennent un ensemble de prédicats d'état les caractérisant et un ensemble d'actions spécifiques à chaque étape.

L'exécution des traitements de données est donc spécifiée par les actions des schémas de situation. Toute action exécutée peut ensuite modifier les prédicats d'états d'autres situations et, par conséquent, le parcours effectif du graphe dépend des résultats de situations déjà instanciées. L'enchaînement des différentes situations, nommées d'après le traitement qu'elles réalisent, permettant aboutir à une reconstruction 3D partielle est donné dans la figure 4.6.

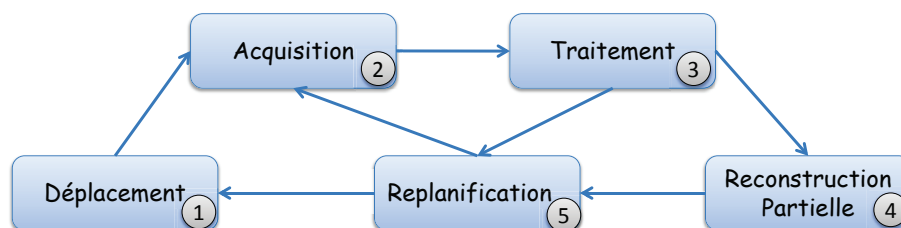


FIGURE 4.6 – SGT (sans spécialisations) développé pour automatiser/contrôler une reconstruction 3D partielle d'un objet quasi-polyédrique.

Le graphe de la Figure 4.6 décrit ainsi le comportement d'un système de vision basé indifféremment sur la stéréovision ou la lumière structurée. Le graphe

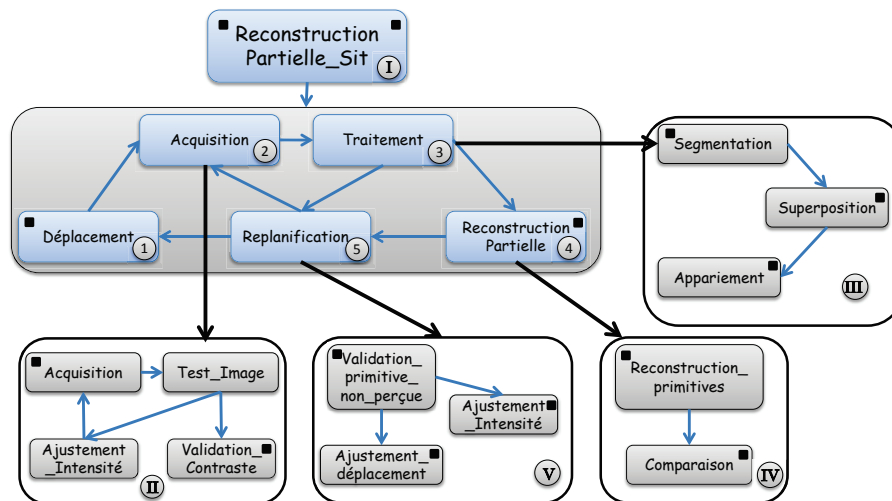


FIGURE 4.7 – Spécialisations du SGT développé pour automatiser/contrôler une reconstruction 3D partielle par stéréovision d'un objet quasi-polyédrique.

développé permet de prévoir toutes les configurations possibles que la tête de mesure peut rencontrer lorsqu'elle acquiert les données images permettant d'élaborer une reconstruction 3D partielle de l'objet. Les étapes correspondant à l'acquisition, au traitement et à la reconstruction 3D sont modélisées par des schémas de situation spécifiques. L'utilisation d'une tête de mesure particulière, revient à spécialiser spécifiquement les situations du SGT de la figure 4.6. Ainsi, le graphe développé pour l'utilisation d'une tête stéréoscopique est représenté dans la figure 4.7 avec ses spécialisations [Far 2005a].

La description de chaque situation est détaillée dans [Far 2005a], de même que leurs spécialisations. Nous allons décrire brièvement les différentes situations.

1. **Déplacement** : Elle constitue une situation de départ (carré noir situé à gauche), qui permet de fixer la position de la tête de mesure. Cette position reste fixe pendant le processus de reconstruction 3D, obtenue dans cette position. Cette situation ne nécessite pas d'être spécialisée.
2. **Acquisition** : Comme son nom l'indique, cette situation permet l'acquisition des images. Elle est contrôlée par la situation « **Déplacement** » et spécialisée par un graphe qui permet de vérifier la qualité globale de l'image, avant de démarrer le traitement des images. Si la qualité de l'image n'est pas suffisante, un ajustement de l'intensité de la source d'illumination est déterminé pour corriger la qualité de l'image. Après validation de la nouvelle acquisition d'images à la suite de cet ajustement, le parcours du graphe est poursuivi.
3. **Traitement** : Cette situation organise la segmentation de l'image, la sélection des contours pour la suite des traitements (en évaluant la « superposition » des

contours réels avec les contours conceptuels) et l'appariement. Le processus de segmentation fournit des contours valides à partir des images stéréoscopiques acquises. Ces contours sont ensuite classés selon leurs formes géométriques. Une « superposition » de ces contours avec les contours conceptuels correspondant au point de vue courant du capteur est faite pour ne conserver que les contours visibles dans les deux images. La dernière étape d'appariement donne comme résultat les contours des deux images appariées correctement.

4. **Reconstruction partielle** : Cette situation de fin est spécialisée par deux situations : « **Reconstruction Primitives** » et « **Comparaison** ». La situation « **Reconstruction Primitives** » reçoit en entrée les primitives 2D appariées et fournit en sortie les primitives 3D reconstruites. La situation « **Comparaison** » va permettre d'évaluer la reconstruction partielle obtenue en la comparant avec un modèle CAO. La comparaison repose sur une approche exploitant des tolérances géométriques permettant la construction du modèle de tolérances 3D de la pièce à évaluer [Zhou 2000].
5. **Replanification dynamique** : Cette situation permet au SGT d'adapter dynamiquement si nécessaire les conditions d'acquisition. Une correction des paramètres d'illumination ou de la position de la tête de mesure peut en effet s'avérer nécessaire afin d'améliorer la qualité du traitement en cours, lorsque cette qualité n'atteint pas la figure de mérite spécifiée *a priori*. La replanification dynamique est également activée si des corrections globales (par exemple l'ajustement de l'intensité d'une source d'illumination) échouent ou n'arrivent pas à améliorer la qualité du résultat recherché. Cette situation favorise aussi systématiquement un traitement local des images (par exemple en ajustant un paramètre de segmentation) pour retraiter des zones des images acquises mal analysées avant ajustement, par exemple parce que les conditions d'acquisition n'étaient pas optimales pour ces zones.

Pour ce faire, la situation « **Replanification dynamique** » prend en compte le résultat du dernier traitement et évalue un ensemble de règles de décision définies *a priori*. Ces règles vont permettre au schéma de situation de choisir le ou les paramètres physiques qui va ou vont être ajustés. Ces règles, du type *Si / Alors*, vont guider fortement l'amélioration de la qualité des traitements. Les règles que nous avons définies et implémentées dans le graphe de situations sont indiquées ci-après.

Soit I_{max} , I_e et I_{min} les valeurs du paramètre permettant d'identifier respectivement une image saturée, équilibrée ou sombre :

Règle 1 : Si une primitive n'est pas observée et si $I \ll I_e$ « image sombre » (respectivement $I \gg I_e$ « image saturée »), alors augmenter (respectivement diminuer) l'intensité.

Règle 2 : Si une primitive n'est pas observée 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 observée et si $I_{min} \leq I \leq I_{max}$ « image équilibrée », et si la source est en position *pos2*, alors effectuer un déplacement de la tête de mesure.

Notre graphe de situations permet ainsi de générer deux types de séquences. Le premier type correspond au cas où le système arrive à reconstruire toutes les primitives prédites, ce qui amène directement à une reconstruction 3D des contours de la pièce à inspecter. La séquence est alors :

Reconstruction_partielle_Sit > Déplacement > Acquisition > Test_Image > Ajustement_Intensité > Acquisition > Test_Image > Validation_Contraste > Traitement > Segmentation > Superposition > Appariement > Reconstruction_partielle.

Le deuxième parcours, quant à lui, fait appel à une replanification dynamique, parce que le système n'arrive pas à reconstruire convenablement toutes les primitives prédites. Cette replanification cherche dans un premier temps à modifier les paramètres des sources d'illumination, pour ensuite tenter d'observer toutes les primitives observables de type contours de la pièce. Cela conduit à une séquence de situations, représentatives des traitements réalisés, du type :

Reconstruction_partielle_Sit > Déplacement > Acquisition > Test_Image > Validation_Contraste > Traitement > Segmentation > Superposition > Replanification_dynamique > Validation_Primitive_non_perçue > Ajustement_éclairage > Traitement > Segmentation > Appariement > Reconstruction_partielle.

Dans l'exemple ci-dessus, la replanification dynamique n'est fonction que des résultats fournis en sortie par la situation « Superposition ». Cette dernière situation effectue une superposition des contours réels avec les contours conceptuels « fil de fer » du modèle CAO observé avec le point de vue courant du capteur, afin de ne conserver que les contours qui vont être utilisés par la suite. Cette situation peut être une situation de fin, si la superposition est considérée de qualité insuffisante (par exemple, des primitives attendues n'ont pas été observées dans les images, comme c'est le cas dans cet exemple). Dans ce cas, le SGT fait donc appel à une replanification dynamique.

4.5 Parcours du SGT développé dans cette thèse

Notre module de reconstruction 3D partielle a en charge non seulement l'exécution des tâches spécifiées *a priori* dans le système de planification, mais il doit également être capable d'adapter les traitements planifiés en fonction des conditions réelles d'acquisition (position de l'objet par rapport au capteur et aux sources d'illumination) et des résultats des traitements (reconstruction 3D incomplète ou erronée).

Notre système de contrôle de la tête de mesure stéréoscopique est le même que celui développé dans [Far 2005a] et présenté dans la section 4.4. Il fait appel aux procédures suivantes : ajustement des paramètres des sources d'illumination,

acquisition des images, détection et classification des contours, appariement et reconstruction 3D partielle.

Nous avons modifié et adapté ces traitements, notamment pour y intégrer les algorithmes développés dans le cadre de cette thèse (placement optimisé des sources d'illumination, gestion des erreurs de « mesure »). Ces modifications des traitements nous ont amené soit à modifier le comportement (les actions) de schémas de situation existants, soit à en inclure de nouvelles dans le graphe de situations, comme indiqués schématiquement dans la figure 4.8. Les nouvelles situations ajoutées sont en rouge, tandis que les situations qui ont été modifiées sont entourées d'un cadre jaune.

Les changements sont les suivants :

1. Nous avons spécialisé la situation de base « **Déplacement** » afin de choisir le type de déplacement souhaité, soit un déplacement du capteur, soit un déplacement d'une source d'illumination.
2. La situation « **Superposition** » a été réécrite. Elle a pour objectif de comparer les contours réels et les contours conceptuels. Dans ce but, nous avons choisi de numéroter les contours détectés afin de faciliter le repérage des éventuels contours manquants, une information nécessaire pour la replanification dynamique. Ainsi, l'intérêt de l'ajustement est focalisé sur ces contours manquants. Cette modification de la situation facilite également l'appariement, en ne conservant que les contours communs aux deux images stéréoscopiques (voir Figure 4.8 le bloc 8.IV.a).
3. La nouvelle situation « **Test Visibilité** » teste le nombre de contours détectés. Si le nombre de contours, fixé par un seuil, est insuffisant, une nouvelle acquisition est nécessaire et planifiée. Dans le cas contraire, les contours visibles sont soumis à un test portant sur leur taille. Seuls les contours de taille suffisante seront conservés pour la suite des traitements (Figure 4.8 bloc 8.IV.b).
4. La situation « **Evaluation Variance** » est intégrée dans le système en ligne pour vérifier la précision des mesures 2D après segmentation des images acquises. Pour ce faire, nous comparons les valeurs de la variance et du contraste, calculées hors-ligne, avec les valeurs calculées en ligne pour les images acquises et traitées. Si les valeurs en ligne sont trop éloignées des valeurs hors-ligne, une nouvelle acquisition est planifiée et lancée (Figure 4.8 bloc 8.IV.c).
5. Dans la situation « **Replanification dynamique** », nous avons spécialisé les situations « **Ajustement intensité** » et « **Ajustement déplacement** » (Figures 4.8 bloc 8.VI.d et bloc 8.VI.e). Après avoir sauvegardé les paramètres actuels des sources d'illumination (positions, intensités), nous repérons les contours manquants à l'aide du résultat fourni par la situation « **Superposition** » (Figure 4.8 bloc 8.IV.a). Après avoir ajusté l'intensité et/ou la position des sources d'illumination, le parcours du SGT est modifié en conséquence pour reconstruire les contours qui n'avaient pas été observés (la séquence de

situations instanciées peut alors être différente de la séquence précédemment instanciée). Ce nouveau parcours pourrait par exemple conduire à la séquence : *Reconstruction_partielle_Sit* > *Déplacement* > *Déplacement éclairage* > *Acquisition* > *Traitement* > *Segmentation* > *Superposition* > *Appariement* > *Reconstruction_partielle*

ou à la séquence :

Reconstruction_partielle_Sit > *Acquisition* > *Test_Image* > *Validation_Contraste* > *Traitement* > *Segmentation* > *Superposition* > *Appariement* > *Reconstruction_partielle*.

6. L'estimation des erreurs 2D est intégrée dans le système via une nouvelle situation incluse dans la spécialisation de la situation « **Traitement** ».
7. L'estimation des erreurs 3D est intégrée dans le système via une nouvelle situation incluse dans la spécialisation de la situation « **Reconstruction_partielle** ».

Dans le premier niveau du graphe de situations, le parcours du graphe sans replanification se traduit par la séquence suivante (voir Figure 4.8) :

Déplacement → *Acquisition* → *Traitement* → *Reconstruction Partielle*

Cette séquence est présentée en détail dans la figure 4.9, les situations « inactives » étant en grisé. Le passage d'une situation à l'autre n'est effectué que si les résultats fournis par une situation satisfont aux figures de mérites fixées *a priori* et, par suite, aux prédicats d'état de la situation qui suit.

Si la reconstruction 3D partielle obtenue est conforme à ce qui était attendu, alors le SGT a rempli sa tâche et atteint son objectif. Son exécution est arrêtée et la main rendue au premier module du système de contrôle, le réseau hiérarchique de tâches. Dans le cas contraire, c'est-à-dire si la reconstruction partielle n'est pas conforme à ce qui était attendu, plusieurs solutions d'ajustement sont possibles pour atteindre l'objectif fixé : déplacement du capteur, déplacement de la source d'illumination ou/et ajustement de ses paramètres. Il se peut aussi que la pièce soit considérée comme défectueuse ou non conforme. Dans ces situations, l'exécution du SGT est interrompue.

Ainsi, l'application de notre graphe de situations peut conduire à générer plusieurs types distincts de séquences. Le premier type correspond aux cas où le système arrive à élaborer une reconstruction 3D partielle comprenant toutes les primitives prédites. Le mode opératoire est le suivant. Après avoir déplacé le capteur et positionné les sources d'illumination selon l'algorithme d'optimisation développé dans le chapitre 2, l'acquisition d'une paire stéréoscopique d'images est faite. Ces images sont ensuite testées afin de valider leur contraste. Cela est assuré via une nouvelle situation « **Test_Image** » incluse dans spécialisation de la situation « **Acquisition** » (Figure 4.9 bloc III). En nous basant sur l'analyse de l'histogramme cumulé des niveaux de gris de l'image, nous avons mis en place un test portant sur le contraste de l'image, après avoir supprimé le fond de l'image en appliquant une méthode classique de segmentation d'images au moyen des *k-means* (voir Figure 4.10).

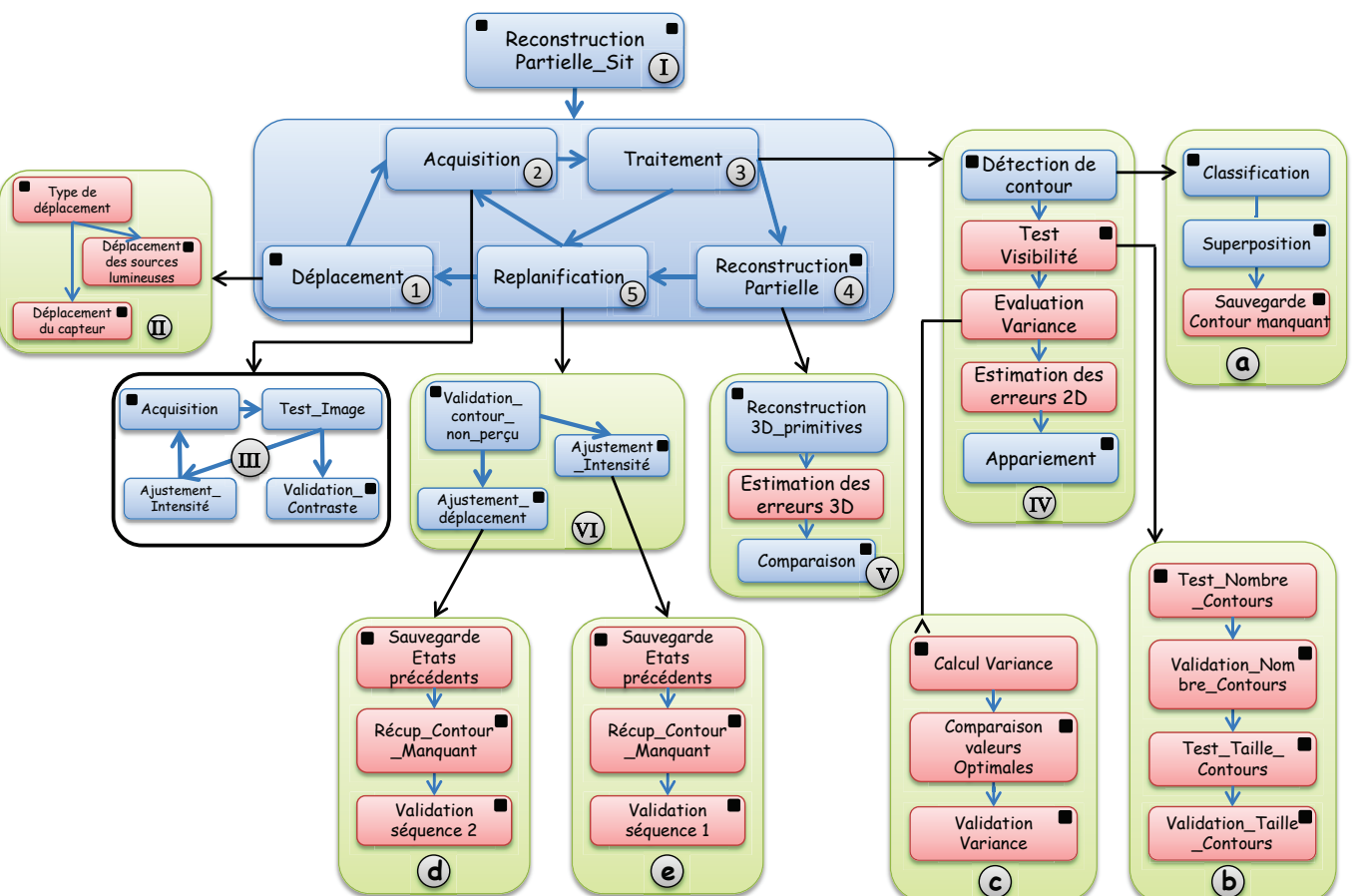


FIGURE 4.8 – Spécialisations du SGT développé dans cette thèse pour automatiser/contrôler une reconstruction 3D partielle par stéréovision d'un objet quasi-polyédrique, incluant les procédures de placement des sources d'illuminations et le mécanisme de propagation des erreurs.

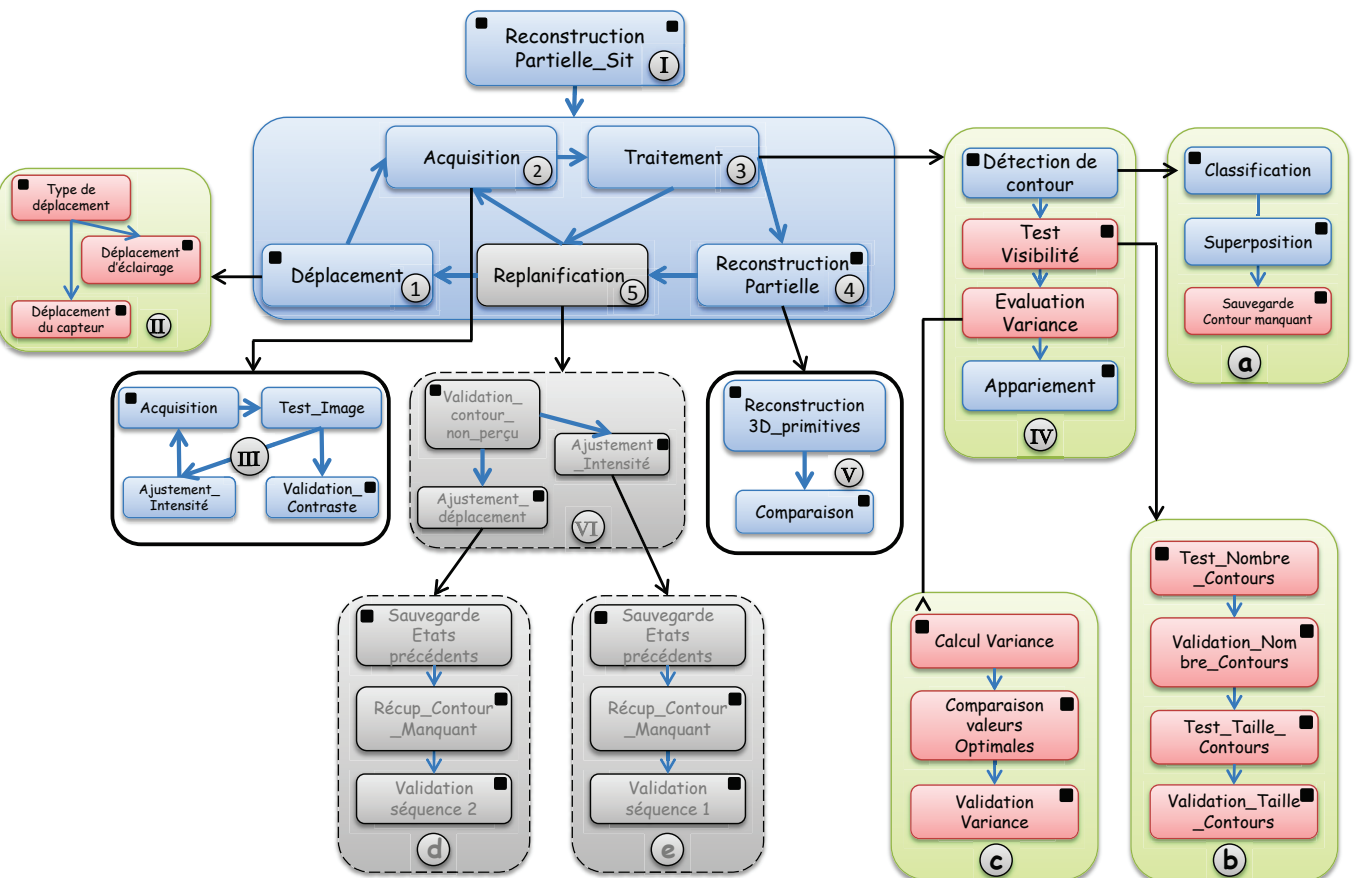


FIGURE 4.9 – Spécialisations du SGT développé dans cette thèse pour automatiser/contrôler une reconstruction 3D partielle par stéréovision d'un objet quasi-polyédrique, incluant les procédures de placement des sources d'illuminations et le mécanisme de propagation des erreurs. Lorsque les images peuvent être directement exploitées, la replanification dynamique est désactivée (situations représentées en grisé).

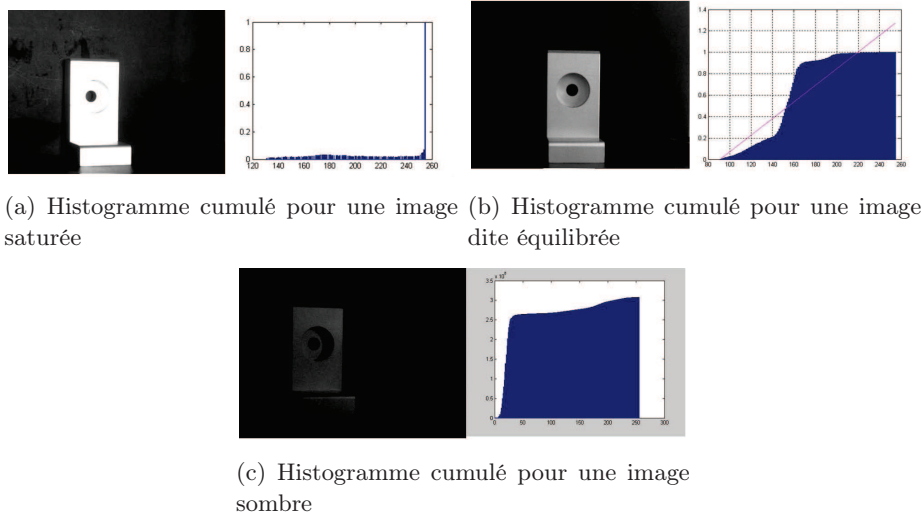


FIGURE 4.10 – Histogrammes cumulés représentatifs des différents types d'image que l'on peut acquérir (image saturée (contraste excessif) (a), image équilibrée (bon contraste) (b) et image sombre (contraste insuffisant) (c)).

Une image équilibrée, présentant un bon contraste et donc jugée bonne, conduit à un histogramme cumulé des niveaux de gris ayant une pente moyenne de l'ordre de 45deg (Figure 4.10.b). Par suite, si la qualité des deux images est jugée bonne, la situation suivante « **Traitement** » peut être instanciée. Dans le cas contraire, un ajustement de l'intensité de la source lumineuse est déterminé pour corriger la qualité de l'image. Cela peut se faire en plusieurs fois, l'opérateur fixant le nombre maximal de tests à effectuer pour d'éviter de boucler sans fin. Si le système n'arrive pas à corriger la qualité des images, un déplacement des sources d'illumination est nécessaire et donc planifié par le graphe.

Dans la suite de cette section, nous donnons une description succincte des schémas de situation les plus importants pour le bon déroulement de l'application.

Si les figures de mérites de la situation « **Acquisition** » sont satisfaisantes, la situation « **Traitement** » peut être instanciée. Cette situation contrôle l'ensemble des traitements liés à la détection des contours, à leur classification, au test de leur visibilité, à l'évaluation des variances de leur approximation polygonale et enfin à leur appariement.

La situation « **Détection de contours** », qui est la situation de début de la spécialisation de la situation « **Traitement** », reçoit, en entrée, les images acquises avec un contraste suffisant et renvoie, en sortie, les contours 2D extraits dans les deux images. Cette étape est suivie d'une classification et d'une « **superposition** » avec des images conceptuelles générées hors-ligne avec le point de vue courant du capteur, afin de ne conserver que les contours visibles simultanément dans les deux

images (voir Figure 4.9 bloc 9.IV.a). Des marqueurs pour les contours manquants non observés dans les images sont sauvegardés, afin de pouvoir extraire ces contours par la suite, après une replanification dynamique. La reconstruction 3D peut ainsi être poursuivie, sans interrompre l'application.

Dans la situation « Test_visibilité » (Figure 4.9 bloc 9.IV.b), le nombre de contours détectés et leur longueur font l'objet d'un test reposant sur des seuils fixés empiriquement (cf. Chapitre 2). En effet, l'expérience montre qu'il est souvent difficile d'extraire tous les « bons » contours à partir d'une seule prise de vues. Par conséquent, si le nombre de contours visibles est inférieur au seuil fixé, le SGT fait appel à une replanification dynamique conduisant à corriger les conditions d'acquisition (par exemple en ajustement les paramètres des sources d'illumination). Dans le cas contraire, si le nombre de contours visibles est atteint, le critère supplémentaire portant sur la longueur des contours est évalué afin d'éliminer les contours de taille trop petite, pour lesquels les calculs de variance et du contraste ne seraient pas pertinents. L'utilisation de ces tests nous permet d'aboutir à une reconstruction 3D partielle, même si certains contours que l'on aurait dû observer sont manquants. Ces derniers seront pris en compte par le processus de la replanification dynamique (en s'aidant des marqueurs associés à ces contours manquants, en ajustant les paramètres des opérateurs de détection pour les zones correspondantes de l'image mal analysées avant replanification. Les tests mis en œuvre conduisent aussi à une estimation des erreurs 2D uniquement pour les contours satisfaisant aux deux critères.

L'objectif de notre application est de fournir une reconstruction 3D précise sous des conditions d'illumination variables. Les images acquises sont obtenues pour une position des sources d'illumination définie *a priori* hors ligne pendant le processus d'optimisation du placement des sources d'illumination, fixant ainsi une partie des conditions d'illumination. Mais ces conditions peuvent être différentes lors du déroulement de l'application en ligne (par exemple par la présence d'une lumière ambiante difficilement contrôlable). Par conséquent, et pour atteindre la précision désirée, nous sommes dans l'obligation d'analyser à nouveau le placement des sources lumineuses. C'est le rôle de la situation « **Evaluation_variance** » (Figure 4.9 bloc 9.IV.c), dans laquelle nous comparons les valeurs du contraste et de la variance associées aux contours avec les valeurs correspondantes du placement optimal déterminées lors de l'optimisation du placement des sources d'illumination effectuée hors-ligne. Si les valeurs sont proches, l'évaluation de la variance et du contraste est validée. Dans le cas contraire, une nouvelle acquisition est planifiée, avec de nouvelles positions pour les sources lumineuses. Dans ce dernier cas, par conséquent, la situation « **Evaluation_variance** » peut être aussi une situation de fin de la spécialisation de la situation « **Traitement** ».

La dernière situation de la spécialisation de la situation « **Traitement** » est la situation « **Appariement** ». Cette situation reçoit en entrée les primitives 2D observées conjointement dans les deux images réelles acquises. En utilisant la

matrice fondamentale, estimée hors ligne, la procédure d'appariement entre les primitives de deux images est lancée. En sortie, des paires appariées de primitives de type contour sont fournies.

La situation « **Reconstruction_partielle** » génère enfin un nuage de points 3D à partir des primitives 2D appariées.

Le parcours du SGT, dans le cas de figure où toutes les primitives prédites sont identifiées dans les images, est schématisé et illustré, avec les images correspondantes, dans la figure 4.11.

Si le système n'arrive pas à identifier toutes les primitives prédites, deux séquences d'instances de situations peuvent être générées après avoir fait appel à la replanification dynamique : la première séquence correspond au cas où le nombre des primitives visibles est inférieur au seuil fixé *a priori*. La deuxième séquence correspond au cas contraire, lorsque le nombre de primitives visibles est supérieur ou égal au seuil fixé *a priori*.

Dans le premier cas, nous interrompons la reconstruction 3D et nous faisons appel à la replanification, après avoir effectué le test de visibilité. Deux possibilités de compensation sont envisageables : un déplacement des sources d'illumination ou l'ajustement de leurs intensités. Dans notre implémentation, nous privilégions d'abord l'ajustement de l'intensité des sources lumineuses qui, s'il est suffisant, est évidemment bien plus simple à réaliser. Nous sauvegardons aussi les valeurs des intensités des sources d'illumination avant modification, pour ne pas reprendre ces valeurs éventuellement par la suite. Ce parcours du graphe de situations est illustré dans la figure 4.12, avec les images obtenues pour les différentes étapes du parcours du SGT.

Dans le deuxième cas, nous faisons appel à la replanification dynamique, après avoir reconstruit les contours observés visibles, sans interrompre le processus. Nous privilégions ici le déplacement de la source d'illumination, pour focaliser les traitements sur les contours manquants. Nous sauvegardons d'abord les positions actuelles des sources d'illumination, pour ne pas reprendre ces mêmes positions éventuellement par la suite. Nous récupérons ensuite les marqueurs des positions des contours manquants, à partir des résultats fournis par la situation « **Sauvegarde Contour manquant** », pour positionner ensuite les sources d'illumination en fonction de ces positions. Ainsi, nous focalisons l'attention des traitements à suivre sur les contours manquants, sachant que les autres contours ont déjà été reconstruits lors du premier parcours du graphe (voir Figure 4.13).

La reconstruction 3D partielle est obtenue au bout d'un maximum de n replanifications dynamiques. Les primitives reconstruites, associées aux erreurs 3D résultant de l'erreur de triangulation et des erreurs 2D propagées, sont ensuite évaluées en les comparant avec un modèle CAO (situation « **Comparaison** »). Si les primitives

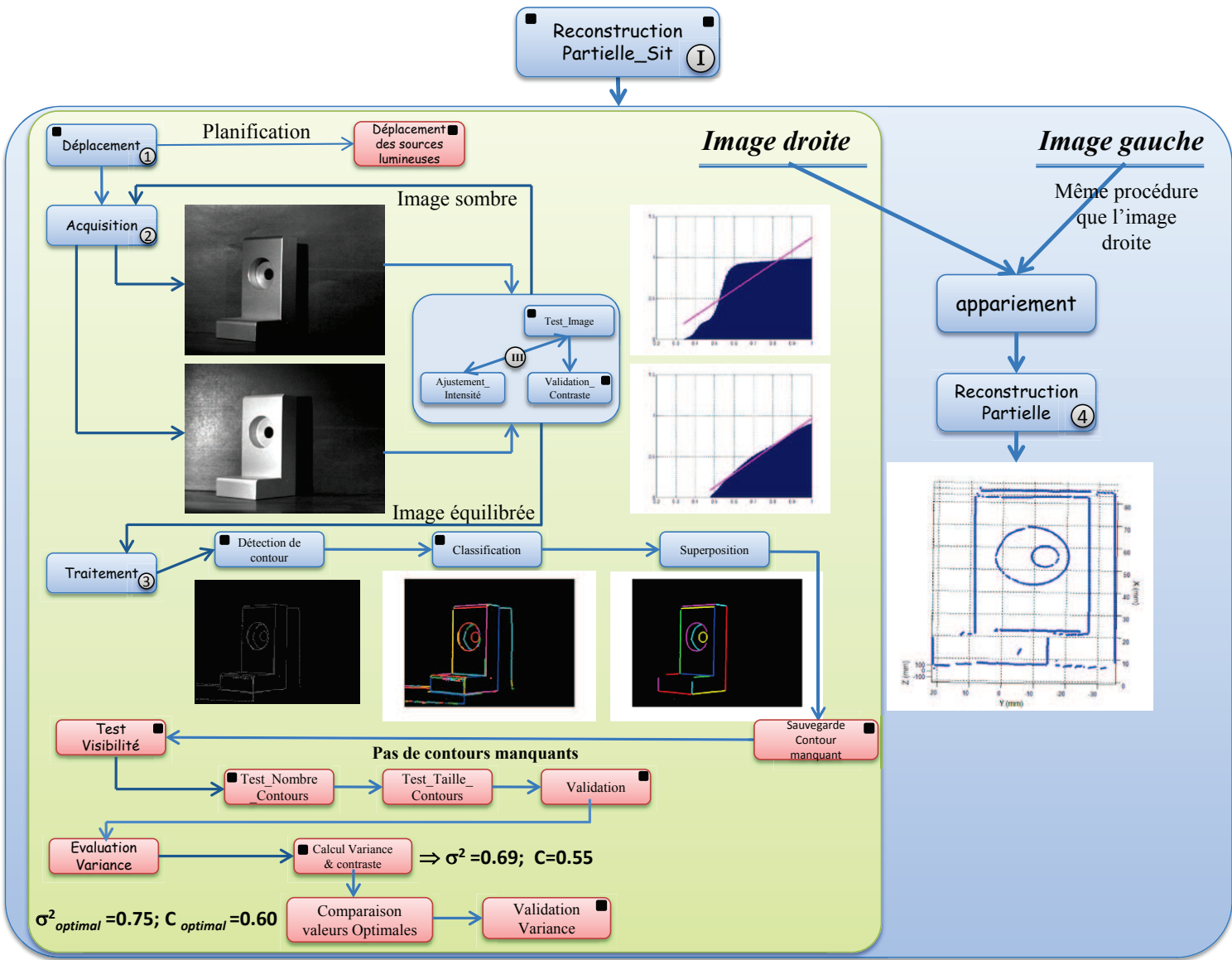


FIGURE 4.11 – Parcours simplifié du SGT, sans replanification dynamique, en vue d'une reconstruction 3D partielle par stéréovision.

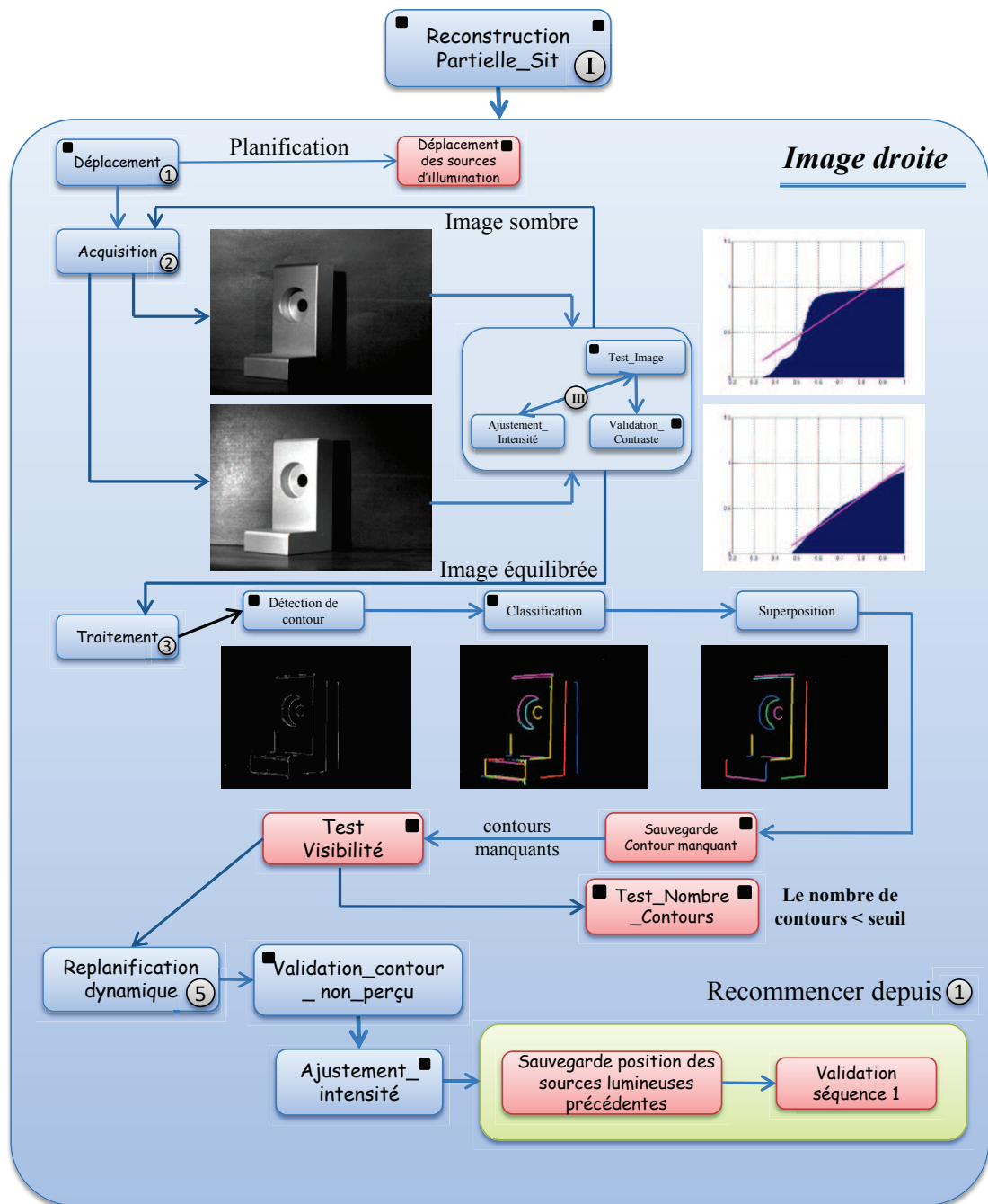


FIGURE 4.12 – Parcours simplifié du SGT, avec replanification dynamique portant sur l’ajustement de l’intensité de la source lumineuse, en vue d’une reconstruction 3D partielle par stéréovision.

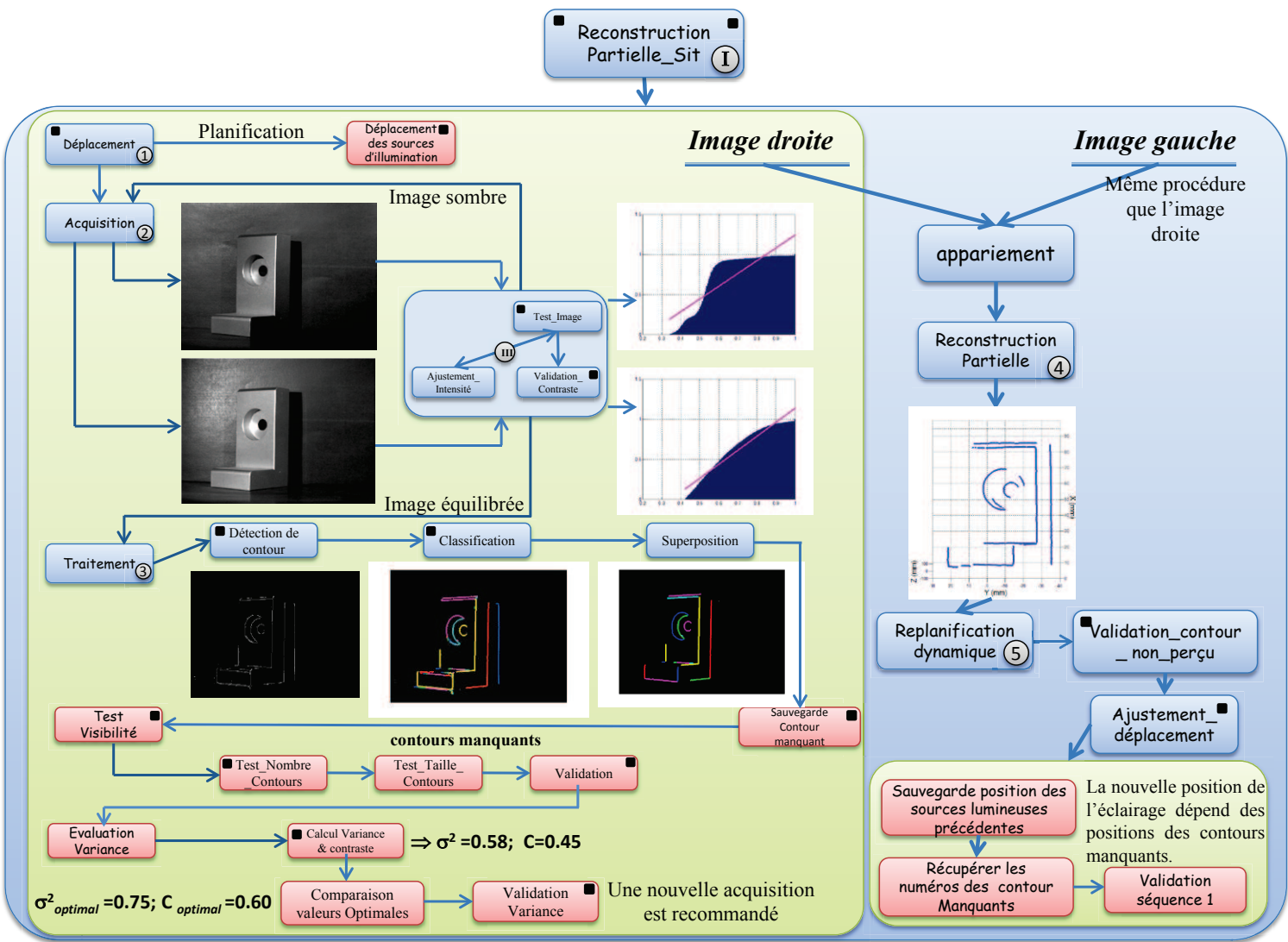


FIGURE 4.13 – Parcours simplifié du SGT, avec replanification dynamique en ajustant les positions des sources d'illumination, en vue d'une reconstruction 3D partielle par stéréovision.

reconstruites sont incluses dans les zones de tolérance du modèle 3D, la reconstruction 3D est dite réussie et la pièce est déclarée conforme. Dans le cas contraire, une replanification dynamique est appelée pour déplacer la tête de mesure. Si, à la suite de ce déplacement, les primitives reconstruites sont toujours non incluses dans les zones de tolérance, alors la pièce est considérée comme défectueuse.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit comment nous avons complété et modifié le graphe de situation développé par Far *et al.*, en intégrant en particulier dans la version existante les algorithmes d'optimisation du placement des sources d'illumination et ceux d'estimation des erreurs. L'optimisation des positions des sources d'illumination, effectué hors ligne, fournit des positions pour les sources d'éclairage permettant d'obtenir des mesures 2D précises. Cette procédure d'optimisation, bien que prévue pour une utilisation hors ligne, a cependant été intégrée dans le SGT modifié pour, d'une part, vérifier la précision de nos mesures, les conditions d'illumination réelles pouvant être différentes de celles évaluées par la procédure d'optimisation, par exemple en présence de lumière ambiante, et pour, d'autre part, être capable de replanifier si nécessaire la position des sources lumineuses en cours d'exécution de l'application.

Nous avons détaillé les modifications apportées au graphe d'origine. Des situations complémentaires ont été ajoutées aux graphes et d'autres modifiées pour rendre le SGT plus flexible. Les contraintes de visibilité (nombre et longueur des contours visibles) introduites permettent de focaliser l'intérêt des traitements sur les contours visibles qui ont une longueur suffisante. Cela permet de significativement augmenter la précision des mesures 2D, l'objectif de ce travail de thèse étant de déterminer une reconstruction 3D la plus précise possible.

Les algorithmes d'estimation des erreurs ont également été intégrés dans le SGT. Cela permet d'évaluer la conformité de la pièce observée, en comparant son modèle conceptuel avec les données 3D reconstruites incluant les erreurs 3D estimées.

Le système fait enfin appel à la replanification dynamique, s'il n'arrive pas à identifier toutes les primitives dont l'observation dans les images est prédite à l'aide du modèle CAO. Deux parcours, c'est-à-dire deux séquences d'instanciation de situations, peuvent se produire : la première séquence correspond au cas où le nombre de primitives visibles est inférieur à un seuil fixé *a priori*. Le processus de reconstruction 3D est alors interrompu et un ajustement de l'intensité est réalisé. La deuxième séquence correspond au cas où le nombre de primitives visibles est supérieur ou égal au seuil fixé *a priori*. Dans ce cas, nous faisons appel à la replanification dynamique, après avoir reconstruit les contours visibles, en réalisant un déplacement des sources lumineuses. La position de cette dernière dépendra de

la disposition des contours manquants dans les images.

Dans les deux cas, une sauvegarde des valeurs actuelles des paramètres de l'illumination est effectuée, afin d'éviter de reprendre les mêmes réglages plusieurs fois.

La situation « **replanification dynamique** » est par conséquent la situation la plus importante du graphe, car elle permet au système de s'adapter dynamiquement aux conditions réelles (conditions d'éclairage, position du capteur, erreurs liées aux traitements). Afin d'éviter un bouclage infini, chaque procédure d'ajustement n'est répétée qu'un nombre limité de fois fixé par seuil.

Conclusions et perspectives

5.1 Conclusions

Cette thèse a apporté des contributions à deux problèmes encore ouverts aujourd'hui dans le domaine de la vision par ordinateur : d'une part, le placement des sources d'illumination pour optimiser la qualité des images et, d'autre part, l'estimation et la propagation des erreurs dans un système de vision par ordinateur, de manière à rendre les résultats en leur associant une marge d'erreur. En effet, la vision par ordinateur occupe un espace de recherche de plus en plus important dans les sciences de l'ingénieur. Un premier objectif a été de minimiser les erreurs de mesure en étudiant l'optimisation du placement des sources d'illumination. À partir de cette étude, nous avons défini des critères, basés sur des incertitudes mesurées lors du traitement des images, qui permettent la détermination d'une disposition favorable dans l'espace de positionnement possible des sources d'illumination dans une scène. Notre méthode d'optimisation du placement du dispositif d'illumination se base sur les travaux de [Yi 1995]. Leur méthode a été détaillée dans ce mémoire afin de mieux situer notre apport par rapport à leurs travaux. Dans notre méthode, l'optimisation du placement de la source de lumière ou/et du capteur utilise une approche basée sur l'incertitude de la détection de contours. Les positions potentielles du capteur ou des sources d'illumination sont générées, simulées puis évaluées par rapport à deux critères, à savoir le contraste local au voisinage des contours et l'erreur qui entache les ajustements par rapport à un modèle de forme de ces contours. Ces deux contraintes sont modélisées en prenant en compte le modèle de réflexion de Torrance-Sparrow [Torrance 1967].

Compte tenu de la complexité d'une modélisation d'un dispositif d'illumination, une approche gradient a été utilisée pour calculer le contraste local associé aux contours extraits de l'image. La variance des erreurs 2D d'approximation des contours est estimée à partir d'un ajustement polygonal au sens des moindres carrés.

Des critères de visibilité, tels que la taille et le nombre de contours visibles pour un point de vue du capteur donné, ont été ajoutés à notre approche pour augmenter sa robustesse. Ainsi, le calcul de la variance et du contraste ne se fait que pour des contours de taille suffisante. Les seuils sont fixés de manière empirique et peuvent être modifiés par les utilisateurs.

Les résultats expérimentaux montrent que cette approche est localement

robuste. En effet, certains contours, qui comportent des erreurs de détection très fortes, peuvent pénaliser d'autres contours, de variance très faible. Notre solution est ainsi particulièrement adaptée, si l'on cherche à minimiser l'erreur localement pour chaque primitive et dans les situations où l'on a des difficultés à extraire les contours.

Un deuxième objectif de notre travail a été d'étudier la propagation des erreurs, une minimisation des erreurs 2D seule n'étant pas suffisante pour réaliser une évaluation dimensionnelle tridimensionnelle satisfaisante. En effet, une quantification des erreurs 3D est indispensable lorsque l'on cherche à évaluer un objet quasi-polyédrique incluant des surfaces gauches, en tenant compte des spécifications de tolérance de la pièce.

Après avoir rappelé les sources d'erreurs potentielles et leurs effets sur la reconstruction 3D, nous avons développé une méthode permettant d'estimer les erreurs 2D de segmentation. Cette méthode est basée sur une approximation polygonale qui consiste à transformer une chaîne de points connexes en une suite de segments de forme prédéfinie, de façon à minimiser un critère d'erreur. Le critère utilisé est la distance orthogonale. Deux approximations simples pour décrire un ensemble de points ont été utilisées dans notre travail, à savoir un segment de droite ou une ellipse (ou arc d'ellipse). L'erreur 2D est ensuite déduite des erreurs d'ajustement.

Les résultats expérimentaux montrent que les erreurs 2D suivent approximativement une loi gaussienne avec une moyenne nulle. Ces erreurs, modélisées par la distance orthogonale entre les points constituant les primitives et leurs modèles, sont ensuite propagées à travers le processus de reconstruction 3D. Les erreurs 3D dans la direction Z sont, comme l'on pouvait s'y attendre, plus importantes que les erreurs 3D observées dans les directions X et Y. Cela est dû en partie à la vergence des caméras, qui peut être corrigé par un ajustement de la géométrie du capteur par rapport à l'objet à évaluer ou par une rectification des images. Cette dernière solution est la plus simple à mettre en œuvre et la moins coûteuse d'un point de vue algorithmique. Une reconstruction effectuée après rectification des images a ainsi permis de réduire l'erreur 3D de profondeur d'une manière notable, de 50% en moyenne.

L'évaluation de la qualité des mises en correspondance a aussi fait l'objet de cette thèse. L'analyse de la qualité des appariements repose principalement sur l'estimation de la matrice fondamentale. Cependant, une bonne estimation de cette dernière n'assure pas obligatoirement une bonne qualité pour les appariements. En effet, même avec une erreur d'appariement nulle, il n'est pas garanti que le point reconstruit soit correct, comparé au modèle 3D. Cela est en partie dû à l'incertitude sur la position des correspondants correctement appariés le long des droites épipolaires.

Ces différentes procédures visant à améliorer la qualité des traitements et à estimer les erreurs les affectant, après avoir été validées sur un ban expérimental, permettent d'aboutir à une reconstruction 3D optimisée, que nous avons automatisée par l'utilisation d'arbres de graphes de situations ou SGT en tant qu'outil de planification / contrôle. L'apport original des graphes de situations réside dans la possibilité d'une replanification dynamique, permettant d'ajuster en ligne le parcours du graphe, selon les conditions d'acquisition effectivement observées. Dans ce travail, nous avons complété le graphe de situation développé précédemment dans l'équipe en intégrant nos algorithmes d'optimisation du positionnement des sources d'illumination et d'estimation des erreurs. Nous avons illustré cette capacité d'adaptation à partir d'un exemple montrant comment le système corrige de manière autonome l'intensité d'une source lumineuse, insuffisante avant ajustement pour obtenir des images bien contrastées.

5.2 Perspectives

Ce travail nous a permis d'évaluer les erreurs 2D liées principalement à la segmentation des images et leur propagation à travers le processus de reconstruction 3D exploitant une paire stéréoscopique d'images. Mais cette technique de reconstruction est aussi sensible à d'autres sources d'erreurs (voir chapitre 3). Les erreurs d'étalonnage, par exemple, conduisent à une erreur sur la localisation 3D des points reconstruits.

Les travaux en cours visent à estimer ces erreurs en faisant appel soit à des traitements plus optimisés des images de la mire, soit à une mire spécifiquement conçue pour réduire les erreurs d'étalonnage. Une application directe de notre travail, dans le cas d'une mire prenant la forme d'un damier, pourrait consister à déterminer les intersections des droites composant ce damier pour détecter les coins du damier. Les paramètres décrivant l'approximation polygonale de ces droites sont entachés d'erreurs provenant des incertitudes liées à la détection de ces droites, et par conséquent le calcul des intersections entre les droites du damier comportera une incertitude. Par suite, nous pouvant estimer les erreurs d'étalonnage en utilisant les erreurs sur paramètres de l'approximation polygonale des droites de la mire, comme nous l'avons fait dans ce travail pour estimer les erreurs 2D.

D'autre part, les erreurs 3D estimées, à partir des erreurs 2D, dont la distribution est approximativement gaussienne, résultent de la résolution d'un système d'équations, qui relie les points 3D et leurs projetés dans les images stéréoscopique, en utilisant une méthode linéaire des moindres carrés.

Déterminer une expression analytique des erreurs 3D en utilisant les propriétés de la loi gaussienne, même si cette expression est délicate à établir, pourrait être envisagé si l'on veut connaître la nature précise de ces erreurs.

Par ailleurs, l'optimisation du placement du capteur en fonction du positionnement du dispositif d'illumination est un autre facteur clef, non seulement pour acquérir des images de bonne qualité, mais aussi pour optimiser le contenu exploitable des images acquises, en particulier lorsque l'on cherche à acquérir une séquence d'images couvrant la totalité de l'objet à évaluer. Il sera donc intéressant d'étudier ce problème d'optimisation. En effet, dans la pratique, le capteur doit être mobile pour éviter, d'une part, les occlusions et pour pouvoir, d'autre part, le positionner de manière optimale de façon à observer correctement les caractéristiques d'intérêts. Cette mobilité du capteur induit ainsi un nouveau problème, à savoir la gestion du déplacement du capteur. Par conséquent, un module de choix automatique du placement des caméras permettra de doter le système de vision de plus d'autonomie et de flexibilité. L'étude de ce problème conduit généralement à déterminer un ensemble de positions possibles pour le capteur et peut donc se ramener à un problème d'optimisation de son placement en fonction de critères à définir précisément, de manière très similaire à ce que nous avons proposé pour les dispositifs d'illumination.

Enfin, d'autres travaux en cours dans l'équipe visent à développer une approche automatisée combinant notre technique de mesure orientée surface, notre méthode de reconstruction orientée contour avec une technique dite polarimétrique permettant de déterminer d'autres caractéristiques de l'objet, comme la couleur, l'aspect de surface, etc. Cela permettra d'obtenir une reconstruction plus dense et une description bien plus riche des objets non seulement opaques mais aussi (semi-)transparentes. Pour ce faire, la difficulté réside dans le fait que les données 3D obtenues par chaque tête de mesure ne sont pas mises directement en correspondance et nécessitent donc un recalage. Le système de planification/contrôle que nous avons développé est en cours d'amélioration afin de permettre cette fusion des différentes techniques. Pour la reconstruction proprement dite, les approches du type « ajustement de faisceaux » seront évaluées.

Liste de publications

Article dans des revues internationales à comité de lecture

A. Belhaoua, S. Kohler, and E. Hirsch. « Error Evaluation in a Stereovision-Based 3D Reconstruction System ». *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2010, no. 6, Article ID 539836, 2010.

Conférences internationales avec actes et comité de lecture

A. Belhaoua, S. Kohler, and E. Hirsch. « Estimation of 3d reconstruction errors in a stereo-vision system », *Proceedings of the SPIE, Optical Metrology*, volume 7390, June 14-18, Munich, Germany, Vol. 7390, pp. 73900X-73900X-10, 2009.

A. Belhaoua, S. Kohler, and E. Hirsch. « Determination of optimal lighting position in view of 3D reconstruction error minimization », *Proceedings of the 10th European Congress of the International Society of Stereology (ISS)*, June 22-26, Bologna, Italy, pp. 408-414, 2009.

Étalonnage stéréoscopique

A.1 Étalonnage stéréoscopique

Le cas qui nous intéresse plus particulièrement dans de ce travail est celui de l'étalonnage d'un système stéréoscopique, c'est-à-dire d'un ensemble de deux caméras rigidement liées, observant la même scène à partir de paires d'images stéréoscopiques.

Un système stéréoscopique peut être considéré comme un ensemble de deux caméras indépendantes, et, pour effectuer l'étalonnage du système, on peut donc simplement appliquer à chaque caméra une méthode classique d'étalonnage, utilisant une ou plusieurs images d'une mire ou d'un objet étalon de géométrie connue. C'est ce qu'on appelle un étalonnage fort. Cependant, ce type de méthode, utilisant un objet étalon, ne peut pas s'appliquer au cas où l'on ne dispose d'aucune image d'un objet de géométrie connue.

Dans cette dernière situation, n'ayant aucune connaissance *a priori* sur la scène observée par le système, il devient impossible d'étalonner chaque caméra indépendamment l'une de l'autre, à partir d'une seule image. Il faut alors se résoudre à utiliser des méthodes tenant compte du fait qu'on doit étalonner, non pas deux caméras indépendantes, mais deux caméras rigidement liées observant la même scène. On peut alors, à partir de points mis en correspondance dans les deux vues, étalonner le système stéréoscopique.

L'une de ces méthodes, appelée étalonnage faible, permet de déterminer les paramètres de la structure stéréoscopique du capteur, plus précisément la géométrie épipolaire sous-jacente à cette structure. Si le modèle de caméra est de type sténopé, cette méthode est aussi appelée étalonnage projectif. Elle possède un avantage important sur l'étalonnage fort en permettant une détermination très précise de la géométrie épipolaire.

Le principe de l'étalonnage dit fort est d'utiliser une grille, ou tout autre objet étalon, pour lequel les positions (coordonnées exprimées dans un système de référence) de points marqués sur l'objet, appelés points de contrôle, sont connus. Ces points de contrôle peuvent être des coins, des points, des intersections de droites ou toutes autres primitives pouvant être facilement extraites à partir d'images numériques de l'objet étalon.

Classiquement, le problème de l'étalonnage peut alors être énoncé comme suit : étant donné un ensemble de points de contrôle 3D de coordonnées connues, déterminer les paramètres de la fonction de projection associée au capteur pour que les projections de ces points, prédites à partir des valeurs des paramètres du capteur, correspondent au mieux aux mêmes points extraits des images de l'objet étalon.

Le problème principal, commun aux méthodes utilisant des points de contrôle, est lié au fait qu'il existe un couplage entre les paramètres intrinsèques et extrinsèques. Ceci a pour conséquence de conduire à des erreurs importantes pour l'estimation de ces paramètres, notamment pour l'estimation des paramètres intrinsèques de la caméra.

A.2 Méthodes d'étalonnage

Il existe plusieurs techniques d'étalonnage. Les plus connues sont celles de Tsai [Tsai 1986] et Zhang [Zhang 2000]. Le principe de l'étalonnage est basé sur la détection de points de contrôle de l'image d'une mire plane représentant un damier dont les caractéristiques sont connues. L'utilisation d'une mire plane simplifie sa fabrication. Elle permet aussi une simplification du modèle mathématique. La composante selon l'axe Z étant annulée, les points en correspondance dans les paires d'images sont liés par des homographies. Le modèle de Zhang est souvent utilisé pour l'estimation initiale des paramètres intrinsèques et extrinsèques du capteur. Ensuite, nous pouvons utiliser le modèle de Tsai ou de Heikkilä [Heikkila 1997] pour estimer les distortions, permettant par la suite de corriger les images acquises. Le modèle de Heikkilä, par exemple, prend ainsi en compte les distortions tangentielles, ce qui n'est pas le cas dans le modèle de Zhang.

La matrice M de projection perspective peut s'écrire sous la forme suivante en coordonnées homogènes :

$$\begin{bmatrix} su \\ sv \\ s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} & m_{13} & m_{14} \\ m_{21} & m_{22} & m_{23} & m_{24} \\ m_{31} & m_{32} & m_{33} & m_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

Les coordonnées X , Y et Z appartiennent à un point B de la mire dans le repère de la mire, u , v sont les coordonnées images correspondantes et m_{ij} = les paramètres à déterminer.

En développant l'équation A.1, les coordonnées images u et v peuvent se mettre sous la forme :

$$\begin{aligned} u &= \frac{m_{11}X + m_{12}Y + m_{13}Z + m_{14}}{m_{31}X + m_{32}Y + m_{33}Z + m_{34}} \\ v &= \frac{m_{21}X + m_{22}Y + m_{23}Z + m_{24}}{m_{31}X + m_{32}Y + m_{33}Z + m_{34}} \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

Les coordonnées (u,v) correspondent au point image b de la figure A.1, correspondant du point 3D B sur l'objet étalon.

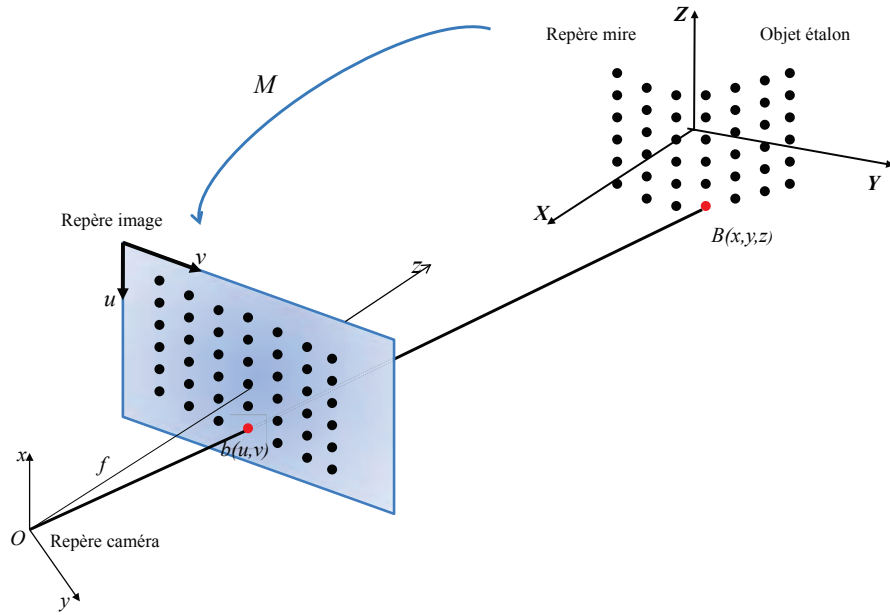


FIGURE A.1 – Principe de l'étalonnage d'une caméra. L'Optique matérialise le centre de projection O , situé à une distance f du plan image.

La détermination des coefficients de la matrice M est effectuée en établissant un système d'équations surdéterminé de la manière suivante : chaque point (x_i, y_i, z_i) de la mire se projette en (u_i, v_i) et donne deux équations. 6 points au minimum sont donc nécessaires pour déterminer les coefficients de la matrice M .

Les équations A.3 peuvent se mettre sous la forme d'une combinaison linéaire des m_{ij} :

$$\begin{aligned} m_{11}x_i + m_{12}y_i + m_{13}z_i + m_{14} - m_{31}x_iu_i + m_{32}y_iu_i + m_{33}z_iu_i &= m_{34}u_i \\ m_{21}x_i + m_{22}y_i + m_{23}z_i + m_{24} - m_{31}x_iv_i + m_{32}y_iv_i + m_{33}z_iv_i &= m_{34}v_i \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

Ces équations peuvent enfin s'écrire sous la forme matricielle $K.x = u$ ci-après :

$$\begin{bmatrix} \vdots \\ x_i & y_i & z_i & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -u_i x_i & -u_i y_i & -u_i z_i \\ 0 & 0 & 0 & 0 & x_i & y_i & z_i & 1 & -v_i x_i & -v_i y_i & -v_i z_i \\ \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_{11} \\ m_{12} \\ m_{13} \\ m_{14} \\ m_{21} \\ m_{22} \\ m_{23} \\ m_{24} \\ m_{31} \\ m_{32} \\ m_{32} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \vdots \\ m_{34} u_i \\ m_{34} v_i \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

Le système défini par l'équation A.4 est un système homogène. Afin d'obtenir une solution non triviale, il faut imposer une contrainte, ce qui revient à donner une valeur à un des coefficients m_{ij} . On peut imposer la contrainte $m_{34} = 1$, ce qui revient à diviser tous les coefficients de la matrice par m_{34} et à déterminer les paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra à un facteur d'échelle près. Si la système résulte de plus de 6 points, le système peut être résolu par une méthode des moindres carrés :

$$x = (K^t K)^{-1} K^t u \quad (\text{A.5})$$

Le terme $(K^t K)^{-1} K^t$ correspond à la matrice pseudo-inverse de K . La matrice $(K^t K)$ est une matrice 11×11 symétrique et positive. Par ailleurs, la contrainte $m_{34} = 1$ n'a pas de signification physique. Ce que l'on peut observer en identifiant les coefficients m_{ij} aux paramètres du capteur (voir section 1.3.1.5 du chapitre 1). m_{34} correspond ainsi à la coordonnée selon l'axe Z de la translation permettant de passer du repère mire au repère capteur. Il est donc plus judicieux d'utiliser une autre contrainte ayant un sens physique comme $\|m_3\| = \|r_3\|$ où m_3 est le vecteur ligne formé à partir des trois premiers coefficients de la troisième ligne de M et r_3 la troisième ligne de la matrice de rotation permettant de passer du repère mire au repère capteur. L'équation A.4 peut alors être résolue en appliquant la méthode des multiplicateurs de Lagrange.

En pratique on utilise des techniques numériques (par exemple, élimination de Gauss-Jordan, décomposition QR ou décomposition en valeurs singulières) pour calculer la solution aux moindres carrés pour l'équation A.4.

Enfin on peut noter que le système de l'équation A.4 devient non linéaire si l'on tient compte des distorsions et il faut alors faire appel à une technique de minimisation itérative.

Programmation séparable

On parle de problème d'optimisation lorsqu'il faut maximiser / minimiser une fonction sous contraintes. Par exemple, le problème posé dans le chapitre 2 consiste à tenter de maximiser la qualité des images avec la contrainte de satisfaire une précision souhaitée et fixée *a priori*. La question que nous avons cherché à résoudre était la suivante : où doit-on placer les sources lumineuses afin de maximiser la qualité des images ?

La formulation d'un problème d'optimisation comporte habituellement les trois étapes suivantes :

1. Choix des variables du modèle : cette étape consiste à choisir les variables du problème. On appelle variable toute quantité utile à la résolution du problème et dont on doit déterminer la valeur en tenant compte du modèle (dans le cas de notre problème, les positions (P_1, P_2) des sources d'illumination).
2. Formulation de l'objectif : cette étape consiste à formuler mathématiquement l'objectif. On appelle fonction objectif d'un problème d'optimisation le critère permettant de choisir l'optimum dans l'ensemble des solutions possibles. Dans notre cas, l'objectif consiste à choisir les positions (P_1, P_2) , le critère de choix pour déterminer les positions optimales consistant à retenir celles qui maximise le contraste (C) au voisinage des contours des images et qui minimise la variance (σ^2) des approximations analytiques décrivant ces contours.
3. Formulation des contraintes : on appelle contrainte du problème toute limitant le choix des valeurs possibles pour les variables. Par exemple, dans notre cas, les zones de positionnement en face du capteur forment des zones interdites pour le placement des sources lumineuses.

En résolvant le problème correspondant à notre cas, la solution ci-après a été obtenue. La position optimale de la source d'illumination P_1 donne une variance de 0.45 et un contraste de 0.53, tandis que la position optimale de la source d'illumination P_2 donne une variance de 0.40 et un contraste de 0.50. La question à laquelle nous avons répondu est la suivante : quelle position doit-on retenir afin d'observer dans les images un contraste maximal et une variance minimale ? La formulation correspondante de la fonction objectif est non linéaire et le problème ne peut pas être résolu classiquement. On peut déterminer une solution en utilisant la programmation séparable [Taha 1996, Stefanov 2001]. Les problèmes impliquant des modèles séparables (une fonction est séparable si elle peut être exprimée comme la somme de fonctions d'une seule variable) peuvent ainsi être résolus en approximant la fonction de coût par une suite de fonctions linéaires par morceaux. Plus précisément, on procédera de la manière suivante :

Algorithme 2 Algorithme de résolution des problèmes séparables

- Chaque fonction objectif non linéaire d'une seule variable est remplacée par une approximation linéaire par morceaux.
 - Le problème approximé est ensuite résolu en appliquant par exemple l'algorithme du Simplexe, qui permet de bien traiter les problèmes linéaires par morceaux.
 - Enfin, on raffine la discrétisation (car en résolvant le problème approximé, on introduit une erreur par rapport la vraie fonction) autour de la solution optimale obtenue en résolvant le problème approximé et on reprend à l'étape 1 jusqu'à que la solution soit optimale.
-

Bibliographie

- [Ahn 1999] S. J. Ahn, W. Rauh et M. Recknagel. *Ellipse Fitting and Parameter Assessment of Circular Object Targets for Robot Vision*. Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, Piscataway, NJ, USA, vol. 1, pages 525–530, 1999.
- [Ahuja 1993] N. Ahuja et A.L. Abbott. *Active Stereo : Integrating Disparity, Vergence, Focus, Aperture and Calibration for Surface Estimation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, no. 10, pages 1007–1029, 1993.
- [Albouy 2006] B. Albouy, E. Koenig, S. Treuillet et Y. Lucas. *Accurate 3D structure measurements from two uncalibrated views*. Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, vol. 4179, pages 1111–1121, 2006.
- [Ayache 1991] Nicholas Ayache. *Artificial vision for mobile robots : Stereo vision and multisensory perception*. The MIT Press, 1991.
- [Balasuramanian 2000] R. Balasuramanian, S. Das et K. Swaminathan. *Error analysis in reconstruction of a line in 3D from two arbitrary perspective views*. International Journal of computer vision and mathematics, vol. 78, pages 191–212, 2000.
- [Batchelor 1985] B. G. Batchelor, D. A. Hill et D.C. Hodgson. *Automated visual inspection*. IFS Ltds., Bedford, UK, 1985.
- [Beckmann 1963] P. Beckmann et A. Spizzichino. *The scattering of electromagnetic waves from rough surfaces*. Artech House Publishers, 1963.
- [Beghdadi 1989] A. Beghdadi et A. Le Negrate. *Contrast enhancement technique based on the local detection of edges*. Computer Vision Graphics and Image Processing, vol. 46, pages 162–174, 1989.
- [Blostein 1987] D. S. Blostein et S. T. Huang. *Error analysis in stereo determination of 3D point positions*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 9, no. 6, pages 752–765, 1987.
- [Bookstein 1979] F. Bookstein. *Fitting conic sections to scattered data*. Computer Graphics and Image Processing, vol. 9, pages 56–71, 1979.
- [Boucher 1996] Cyril Boucher. *Système à base de connaissance pour la détection contrôlée des contours dans des images à niveaux de gris*. PhD thesis, Université de Strasbourg, 1996.
- [Canny 1986] J. Canny. *Computational Approach To Edge Detection*. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, pages 679–714, 1986.
- [Coulot 1997] C. Coulot. *Etude de l'éclairage de surfaces métalliques pour la vision artificielle : application au contrôle dimensionnel*. PhD thesis, Université de Bourgogne, 1997.

- [Cowan 1988] Cregg K. Cowan et Peter D. Kovesi. *Automatic Sensor Placement from Vision Task Requirements*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, no. 3, pages 407–416, 1988.
- [Cowan 1989] C.K. Cowan et A. Bergman. *Determining the camera and source light location for a visual task*. In Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Scottsdale, Arizona, USA, pages 509–514, 1989.
- [Cowan 1992] C.K. Cowan, B. Modayur et J. DeCurtins. *Automatic light source placement for detecting object features*. Intelligent Robots and Computer Vision XI, vol. 1826, pages 397–408, 1992.
- [Daul 1994] Christian Daul. *Construction et utilisation de listes de primitives en vue d'une analyse dimensionnelle de pièces à géométrie simple*. PhD thesis, Université de Strasbourg, 1994.
- [Davis 1999] T. Davis. *Fast Decomposition of Digital Curves into Polygons Using the Haar Transform*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, pages 786–790, 1999.
- [Deriche 1987] R. Deriche. *Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector*. International Journal of Computer Vision, vol. 1, pages 167–187, 1987.
- [Dhond 1989] Umesh R. Dhond et J. K. Aggarwal. *Structure from stereo, a review*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 19, no. 6, pages 1489–1510, 1989.
- [Far 2005a] Aicha Beya Far. *Analyse multi-images. Application à l'extraction contrôlée d'indices images et à la détermination de descriptions scéniques*. PhD thesis, Université de Strasbourg, 2005.
- [Far 2005b] Aicha Beya Far, Sophie Kohler et Ernest Hirsch. *Reconstruction 3D de pièces industrielles à partir d'une segmentation et d'un appariement robustes d'images stéréoscopiques*. Journées francophones des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, ORASIS 2005, Clermont-Ferrand, France, Mai 23-27 2005.
- [Far 2005c] B. A. Far, S. Kohler et E. Hirsch. *3D reconstruction of manufactured parts using bi-directional stereovision-based contour matching and comparison of real and synthetic images*. 9th IAPR Conference on Machine Vision Applications. Tsukuba, Japan, pages 456–459, 2005.
- [Gander 1994] W. Gander, G. H. Golub et R. Strelbel. *Least-squares fitting of circles and ellipses*. Bit Numerical Mathematics, vol. 34, pages 558–578, 1994.
- [Geveaux 2000] P. Geveaux. *Conception d'un système de détection de défauts sur surfaces texturées par traitement d'images : application au contrôle haute cadence de pièces en defilement*. PhD thesis, Université de Bourgogne, 2000.
- [Gonzalez 1992] A. G. Gonzalez, A. Marquez et J. Fernandez Sanz. *An iterative algorithm for consistent and unbiased estimation of linear regression parameters when there are errors in both the x and y variables*. Computers and chemistry, vol. 16, no. 1, pages 25–27, 1992.

- [Gordon 1984] R. Gordon et R.M. Rangayyan. *Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhoods*. Applied Optics, vol. 23, no. 4, pages 560–564, 1984.
- [Halir 1998] R. Halir et J. Flusser. *Numerically stable direct least squares fitting of ellipses*. Proceedings of the 6th International Conference in Central Europe on Computer Graphics and Visualization WSCG 98, pages 125–132, 1998.
- [Harris 1988] C. Harris et M. Stephens. *A combined corner and edge detector*. Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, Manchester, Royaume Uni, pages 147–151, 1988.
- [Hartley 1997] Richard I. Hartley. *In Defense of the Eight-Point Algorithm*. IEEE Transaction on Pattern Recognition and Machine Intelligence, vol. 19, no. 6, pages 580–590, 1997.
- [Hartley 1999] Richard I. Hartley. *Theory and Practice of Projective Rectification*. International Journal of Computer Vision, vol. 35, no. 2, pages 115–127, 1999.
- [Hautière 2006] N. Hautière, D. Aubert et M. Jorlin. *Mesure du contraste local dans les images, Application à la mesure de distance de visibilité par caméra embarquée*. Traitement du Signal, vol. 23, no. 2, pages 145–158, 2006.
- [Heikkila 1997] J. Heikkila et O. Silven. *A Four-Step Camera Calibration Procedure with Implicit Image Correction*. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1106–1112, 1997.
- [Howell 2000] Steve B. Howell. Handbook of CCD astronomy. Cambridge University Press, 2000.
- [Huffel 1990] S. Van Huffel et J. Vandewalle. The total least squares problem, computational aspects and analysis. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphie, Etats-Unis, 1990.
- [James 1983] Frederick James. Statistical methods in experimental physics. Elsevier Science, 1983.
- [Jianxi 2008] Y. Jianxi, L. Jianting et S. Zhendong. *Calibrating method and systematic error analysis on binocular 3D position system*. Proceedings of the 6th International Conference on Automation and Logistics. Qingdao, China, pages 2310–2314, September 1-3, 2008.
- [Kamberova 1997] G. Kamberova et R. Bajcsy. *Precision of 3D points reconstructed from stereo*. Rapport technique, Department of Computer & Information Science, 1997.
- [Kanatani 2010] Kenichi Kanatani et Prasanna Rangarajan. *Hyperaccurate Ellipse Fitting without Iterations*. Memoirs of the Faculty of Engineering, Okayama University, vol. 44, pages 42–49, 2010.
- [Khemmar 2005a] R. Khemmar, A. Lallement et E. Hirsch. *Design of an Intelligent Self-Reasoning System for the Automated Vision-based Evaluation of*

- Manufactured Parts*. In proceedings of QCAV 2005, 7th International Conference on Quality Control by Artificial Vision, QCAV , Nagoya, Japan, pages 241–246, 2005.
- [Khemmar 2005b] Redouane Khemmar. *Extraction contrôlée d'indices image et automatisation de la reconstruction 3D. Application à la mesure dimensionnelle par vision par ordinateur*. PhD thesis, Université de Strasbourg, 2005.
- [Khemmar 2006] R. Khemmar, A. Lallement et E. Hirsch. *Steps Towards an Intelligent Self-reasoning System for the Automated Vision-based Evaluation of Manufactured Parts*. 2nd Workshop on Applications of Computer Vision , ACV, Graz, Austria, 2006.
- [Köhler 1981] R. Köhler. *A segmentation system based on thresholding*. Graphical Models and Image Processing, vol. 15, pages 319–338, 1981.
- [Kohler 2007] S. Kohler, B. A. Far et E. Hirsch. *Dynamic (re)planning of 3D automated reconstruction using situation graph trees and illumination adjustment*. Proceedings SPIE 8th International Conference on Quality Control by Artificial Vision. Le Creusot, France, pages 6356–1, 2007.
- [Korn 1988] A. F. Korn. *Toward a symbolic representation of intensity changes in images*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, no. 5, pages 610–625, 1988.
- [Krystek 2007] M. Krystek et M. Anton. *A weighted total least-squares algorithm for fitting a straight line*. Measurement Science and Technology, vol. 18, pages 3438–3442, 2007.
- [Kwon 2009] Ki-Chul Kwon, Young-Tae Lim, Nam Kim, Young-Jun Song et Young-Soo Choi. *Vergence Control of Binocular Stereoscopic Camera Using Disparity Information*. Journal of the Optical Society of Korea, vol. 13, no. 3, pages 379–385, 2009.
- [Lallement 2004] A. Lallement, R. Khemmar et E. Hirsch. *Automated Delineation of Regions of Interest Through Adaptive Segmentation and Interpretation of Images in view of Dimensional Evaluation of Manufactured Parts*. Journal of Electronic Imaging (JEI), vol. 13, no. 3, pages 462–473, 2004.
- [Loop 1999] Charles Loop et Zhengyou Zhang. *Computing Rectifying Homographies for Stereo Vision*. Computer Vision and Pattern Recognition CVPR 99, Fort Collins, Etats-Unis, pages 125–131, 1999.
- [Lybanon 1984] M. Lybanon. *A better least-squares method when both variables have uncertainties*. American Journal of Physics, vol. 52, pages 22–26, 1984.
- [Macdonald 1992] J. R. Macdonald et W. J. Thompson. *Least-squares fitting when both variables contain errors : Pitfalls and possibilities*. American Journal of Physics, vol. 60, pages 66–73, 1992.
- [Marchand 2007] Eric Marchand. *Control Camera and Light Source Positions using Image Gradient Information*. IEEE International Conference on Robotics and Automation, Roma, Italia, pages 417–422, 2007.

- [Nagel 1988] H. H. Nagel. *From image sequences towards conceptual descriptions*. Image and Vision Computing archive, vol. 6, no. 2, pages 59–74, 1988.
- [Norbert 1995] Y. Norbert, R. Ouellet et R. Parent. *La recherche opérationnelle*. 1995.
- [Null 2006] Bradley D. Null et Eric D. Sinzinger. *Next Best View Algorithms for Interior and Exterior Model Acquisition*. Advances in Visual Computing, Lecture Notes in Computer Science, vol. 4292, pages 668–677, 2006.
- [Olague 1998] G. Olague et R. Mohr. *Optimal camera placement to obtain accurate 3D point positions*. Fourteenth International Conference on Pattern Recognition, vol. 1, pages 8–10, 1998.
- [O’Leary 2004] P. O’Leary et P. Zsombor-Murray. *Direct and specific least-square fitting of hyperbolae and ellipses*. Journal of electronic imaging, vol. 13, no. 3, pages 492–503, 2004.
- [Park 2005] S. Park et M. Subbarao. *A multiview 3D modeling system based on stereo vision techniques*. Machine Vision and Applications, vol. 16, no. 3, pages 148–156, 2005.
- [Peli 1990] Eli Peli. *Contrast in complex images*. Journal of the Optical Society of America, vol. 7, no. 10, pages 2023–2040, 1990.
- [Pratt 2001] William K. Pratt. *Digital image processing*. Wiley-Interscience, 2001.
- [Ramakrishna 1998] R. S. Ramakrishna et B. Vaidvanathan. *Error analysis in stereo vision*. Asian conference on computer vision, ACCV 98, Hong Kong, China, vol. 1351, pages 296–304, 1998.
- [Reed 1989] B. C. Reed. *Linear least-squares fits with error in both coordinates*. American Journal of Physics, vol. 58, pages 642–646, 1989.
- [Reed 1992] B. C. Reed. *Linear least-squares fits with errors in both coordinates II : Comments on parameter variances*. American Journal of Physics, vol. 60, pages 59–62, 1992.
- [Renneson 2004] I. D. Renneson, S. Tabbone et L. Wendling. *Fast Polygonal Approximation of Digital Curves*. 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR’04), Cambridge, Royaume-Uni, vol. 1, pages 465–468, 2004.
- [Rivera-Rios 2005] A. H. Rivera-Rios, F. Shih et M. Marefat. *Stereo camera pose determination with error reduction and tolerance satisfaction for dimensional measurements*. Proceedings of the 2005 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Barcelona, Spain, pages 423–428, 2005.
- [Roy 1997] S. Roy, J. Meunier et I.J. Cox. *Cylindrical rectification to minimize epipolar distortion*. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 97, San Juan, Puerto Rico, page 393, 1997.
- [Sakane 1987] S. Sakane, M. Ish et M. Kakikura. *Occlusion avoidance of visual sensors based on a hand-eye action simulator system : HEAVEN*. Advanced Robotics, vol. 2, no. 2, pages 149–165, 1987.

- [Sakane 1990] S. Sakane, T. Sat et M. Kakikura. *Automatic Planning of Light Source Placement for an Active Photometric Stereo System*. IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems, Ibaraki , Japan., pages 559–566, 1990.
- [Sakane 1991] S. Sakane et T. Sato. *Automatic planning of light source and camera placement for an active photometric stereo system*. IEEE International Conference on Robotics and Automation, Sacramento, CA , Etats-Unis , vol. 2, pages 1080–1087, 1991.
- [Sakane 1992] S. Sakane, R. Niepold, T. Sato et Y. Shirai. *Illumination setup planning for a hand-eye system based on an environmental model*. Advanced robotics, vol. 6, no. 4, pages 461–482, 1992.
- [Schneider 2002] P. Schneider et David H. Eberly. *Geometric tools for computer graphics*. Morgan Kaufmann, 2002.
- [Stefanov 2001] Stefan M. Stefanov. *Separable programming : Theory and methods*. Springer ; 1 Edition, 2001.
- [Taha 1996] Hamdy A. Taha. *Operations research : An introduction*. Prentice Hall, 1996.
- [Tarabanis 1995a] Konstantinos A. Tarabanis, Peter K. Allen et Roger Y. Tsai. *A Survey of Sensor Planning in Computer Vision*. IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 11, no. 1, pages 86–104, 1995.
- [Tarabanis 1995b] Konstantinos A. Tarabanis, Roger Y. Tsai et Peter K. Allen. *The MVP Sensor Planning System for Robotic Vision Tasks*. IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 11, no. 1, pages 72–85, 1995.
- [Taylor 1997] John R. Taylor. *An introduction to error analysis, the study of uncertainties in physical measurements*. University Science Books, 1997.
- [Torrance 1967] K.E. Torrance et E.M. Sparrow. *Theory for off-specular reflection from roughened surfaces*. Journal of the Optical Society of America, vol. 59, no. 9, pages 1105–1114, 1967.
- [Tsai 1986] R. Y. Tsai. *An Efficient and Accurate Camera Calibration Technique for 3D Machine Vision*. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami Beach, Floride, Etats-Unis, pages 364–374, 1986.
- [VIMP 1994] VIMP. *Vision based on-line Inspection of Manufactured Parts : comparison of CCD and CAD images*. Rapport final du Projet ESPRIT P2091 - Deliverable D25/26, 1994.
- [Wendell 1976] Richard E. Wendell et Arthur P. Hurter. *Minimization of a Non-Separable Objective Function Subject to Disjoint Constraints*. Operations Research, vol. 24, no. 4, pages 643–657, 1976.
- [Wong 1998] L. M. Wong, C. Dumont et M. A. Abidi. *A next best view algorithm for object reconstruction*. Sensor fusion and decentralized control in robotic systems, Boston MA , Etats-Unis, vol. 3523, pages 191–200, 1998.

- [Xu 2001] Yangsheng Xu et Jiong Zhang. *Abstracting Human Control Strategy in Projecting Light Source*. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedecine, vol. 5, no. 1, pages 27–32, 2001.
- [Yang 1996] Z. Yang et Y. F. Wang. *Error Analysis of 3D Shape Construction From Structured Lighting*. Pattern Recognition, vol. 29, no. 2, pages 189–206, 1996.
- [Yi 1995] Seungku Yi, Robert M. Haralick et Linda G. Shapiro. *Optimal sensor and light source positioning for machine vision*. Computer Vision and Image Understanding, vol. 61, no. 1, pages 122–137, 1995.
- [Yin 2000] A. P. Yin. *A Tabu Search Approach to Polygonal Approximation of Digital Curves*. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 14, no. 2, pages 243–255, 2000.
- [York 1966] D. York. *Least-squares fitting of a straight line*. Canadian Journal of Physics, vol. 44, pages 1079–1086, 1966.
- [York 2004] D. York, N. M. Evensen, M. Lopez Martinez et J. De Basabe Delgado. *Unified equations for the slope, intercept and standard errors of the best straight line*. American Journal of Physics, vol. 72, no. 3, pages 367–375, 2004.
- [Yun 2006] Byoung-Ju Yun, Jae-Soo Cho et Yun-Ho Ko. *An Efficient Polygonal Approximation Method in the Rate-Distortion Sense*. International Journal of Information Technology, vol. 12, no. 2, 2006.
- [Zhang 1992] Z. Zhang et O. Faugeras. 3D dynamic scene analysis. Springer, 1992.
- [Zhang 1996] Z. Zhang. *Determining the epipolar geometry and its uncertainty : A review*. International Journal of Computer Vision, vol. 27, no. 2, pages 161–198, 1996.
- [Zhang 1999] Z. Zhang. *Flexible Camera Calibration by Viewing a Plane from Unknown Orientations*. International Conference on Computer Vision (ICCV'99), Kerkyra, Corfu, Grèce, pages 666–673, 20-25 septembre 1999.
- [Zhang 2000] Z. Zhang. *A flexible new technique for camera calibration*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, no. 11, pages 1330–1334, 2000.
- [Zhou 2000] Di Zhou. *Application de la comparaison d'images réelles et conceptuelles à l'extraction contrôlée d'indices images et à la métrologie dimensionnelle*. PhD thesis, Université de Strasbourg, 2000.

Résumé :

L'automatisation de la numérisation (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 le milieu industriel par exemple, cela permet d'accélérer les procédures de contrôle qualité de pièces manufacturées. Le but de ce travail de thèse est d'évaluer la conformité d'objets 3D manufacturés en tenant compte des tolérances géométriques et des incertitudes liées à différentes sources d'erreur (traitement, éclairage, etc.).

La reconstruction 3D est réalisée à partir d'un capteur stéréoscopique. La qualité de la reconstruction 3D peut être affectée de manière significative par les propriétés d'illumination. Par conséquent, la détermination de paramètres favorables d'illumination est un problème crucial que nous tentons de résoudre afin de minimiser les erreurs de mesure 3D, en optimisant le placement des sources d'illumination. La quantification des erreurs de mesure 3D fait aussi l'objet de cette thèse. Seules les erreurs de segmentation sont évaluées et propagées dans le processus de la reconstruction 3D. L'estimation des erreurs 3D nous permet d'évaluer la qualité de reconstruction 3D et par conséquent d'augmenter les performances de notre système de mesure 3D.

Un système d'évaluation dimensionnelle reposant sur la vision par ordinateur, capable de gérer automatiquement l'enchaînement des différentes procédures, de l'acquisition à la mesure 3D a été développé dans notre laboratoire. Ce système est composé de deux modules : le premier utilise les graphes de situations (ou SGT, « Situation Graph Trees » en anglais) qui permettent l'automatisation et la gestion des différentes procédures conduisant à la reconstruction 3D. Le deuxième module, appelé HTP (pour « Hierarchical Task Plan ») se charge du contrôle de la séquence d'acquisitions ainsi que de la reconstruction 3D complète de l'objet et de son évaluation dimensionnelle. Tous les algorithmes développés ont été validés et intégrés dans ce système entièrement opérationnel, y compris un mécanisme de replanification dynamique permettant de s'adapter automatiquement aux conditions réelles d'acquisition.

Mots clés : Capteur stéréoscopique, propagation d'erreur, illumination, automatisation, contrôle qualité.

Abstract :

Automation of the digitization process (reconstruction) is an essential step for the development of three-dimensional measurement in different application areas, such as the evaluation of manufactured objects. In the industrial environment for example, it enables to speed up the quality control procedures for manufactured parts. The aim of this thesis is to assess the conformity of 3D manufactured objects taking into account the geometric tolerances and uncertainties related to various sources of error (image processing, lighting, etc.).

3D reconstruction is performed using a stereoscopic sensor. The quality of the 3D reconstruction can be significantly affected by the illumination properties. Therefore, the determination of favorable illumination parameters is a crucial problem that we have tried to solve, in order to minimize 3D measurement errors, by optimizing the placement of illumination sources. The quantification of the 3D error measurements is also the purpose of this thesis. Only the segmentation errors are evaluated and propagated up to 3D reconstruction process. The estimation of 3D errors allows us to assess the 3D reconstruction quality and thus to increase the performance of the 3D errors.

A dimensional evaluation system based on computer vision, able to automatically manage the chaining of the various procedures, from acquisition up to 3D measurement, has been developed in our laboratory. This system consists of two modules : the first one uses Situation Graph Trees (shortly SGT), that enable automation and management of the different procedures leading to the 3D reconstruction. The second module, called HTP (for Hierarchical Task Plan) is in charge of the control of monitoring the acquisition sequence and of the full 3D reconstruction of the object and its dimensional evaluation. All algorithms developed within the framework of this dissertation have been validated and integrated into this fully operational system, including a mechanism for dynamic replanning enabling to adapt automatically the system to the actual acquisition conditions.

Keywords : Stereoscopic sensor, error propagation, illumination, automation, quality control.
