

**MODÈLE DE FORMATION DU FLOU D'UNE CAMÉRA  
ROTATIVE À BANDE ET SON IMPACT SUR LA  
RECONSTRUCTION 3D**

par

Félix C. Morency

Mémoire présenté au Département d'informatique  
en vue de l'obtention de la maîtrise en informatique

**FACULTÉ DES SCIENCES**



Sherbrooke, Québec, Canada, Juillet 2011



**Library and Archives  
Canada**

**Published Heritage  
Branch**

**395 Wellington Street  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada**

**Bibliothèque et  
Archives Canada**

**Direction du  
Patrimoine de l'édition**

**395, rue Wellington  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada**

**Your file Votre référence  
ISBN: 978-0-494-83663-7**

**Our file Notre référence  
ISBN: 978-0-494-83663-7**

**NOTICE:**

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

**AVIS:**

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

---

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

**Canada**

**Le 8 juillet 2011**

*le jury a accepté le mémoire de Monsieur Félix C. Morency  
dans sa version finale.*

**Membres du jury**

**Professeure Marie-Flavie Auclair-Fortier  
Directrice de recherche  
Département d'informatique**

**Professeur Djemel Ziou  
Membre  
Département d'informatique**

**Professeur Maxime Descoteaux  
Président rapporteur  
Département d'informatique**

# Sommaire

L'imagerie panoramique permet d'élargir le champ visuel restreint des caméras standards. La reconstruction 3D d'une scène peut se faire à l'aide d'une ou plusieurs images panoramiques. Afin de reconstruire une scène en trois dimensions à partir d'images panoramiques, plusieurs méthodes existent. Dans ce document, nous nous intéressons à l'utilisation du flou comme indice de profondeur. Plus précisément, nous nous intéressons à la différence de flou proposée par Ziou et Deschênes en 1999 sur des images saisies à l'aide d'une caméra panoramique rotative à bande. Dans un premier temps, nous effectuons l'analyse du modèle de formation du flou d'une caméra rotative à bande et proposons une adaptation du modèle de formation d'une caméra standard dans le cas d'images formées à l'aide d'un capteur linéaire en rotation. Ce modèle adapté est ensuite utilisé pour modifier l'algorithme de reconstruction 3D par différence de flou de Ziou et Deschênes dans le cas d'images panoramiques capturées à l'aide d'une caméra rotative à bande. Nous montrons que cette adaptation nous permet d'obtenir, à partir d'images panoramiques, des résultats similaires à 98% à ce que donne l'algorithme de reconstruction original sur des images non panoramiques.

Mots-clés : vision artificielle, reconstruction 3D, différence de flou, imagerie panoramique, anisotropie du flou

## SOMMAIRE

# Remerciements

J'aimerais tout d'abord remercier ma directrice de recherche, Marie-Flavie Auclair-Fortier, pour son accueil chaleureux et pour le financement dont elle m'a fait bénéficier tout au long de mes études supérieures. Sa grande patience, sa compréhension, son support ainsi que ses précieux conseils m'ont permis d'accomplir mes travaux de recherche. Marie-Flavie, merci infiniment pour tout. J'aimerais également remercier les autres membres du jury, M. Djemel Ziou et M. Maxime Descoteaux.

Un grand merci à tous mes collègues du laboratoire MOIVRE pour leur support et pour toutes les discussions intéressantes que nous avons pu avoir. Merci à mes nombreux professeurs d'avoir cru en moi.

Je voudrais spécialement remercier Steven Pigeon, précieux collègue et ami, pour ses nombreux conseils ainsi que pour les nombreuses discussions à caractère scientifique.

Merci à mes amis de Saint-Eustache et de Sherbrooke de m'avoir aidé à continuer. Votre support m'a permis de me réaliser dans ce grand projet.

Finalement, je dédie ce mémoire à ma famille, pour m'avoir toujours soutenu et accompagné dans mes études. Laurent, Christiane et Sophie, merci pour tout. Je vous aime!

## REMERCIEMENTS

# Table des matières

<b>Sommaire</b>	<b>iii</b>
<b>Remerciements</b>	<b>v</b>
<b>Liste des figures</b>	<b>xi</b>
<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 Reconstruction 3D par imagerie panoramique</b>	<b>5</b>
1.1 Formation d'images panoramiques . . . . .	5
1.1.1 Systèmes logiciels . . . . .	5
1.1.2 Systèmes matériels . . . . .	7
1.2 Reconstruction 3D par imagerie panoramique . . . . .	13
<b>2 Reconstruction 3D par le flou</b>	<b>17</b>
2.1 Fonction d'étalement d'un point . . . . .	17
2.1.1 Origine et formation . . . . .	18
2.1.2 Modèle gaussien . . . . .	20
2.1.3 Flou et profondeur de la scène . . . . .	21
	vii



## TABLE DES MATIÈRES

2.2	Fonction d'étalement et reconstruction 3D . . . . .	23
2.2.1	Différence de flou . . . . .	25
2.3	Reconstruction 3D par différence de flou . . . . .	29
2.3.1	Différence de flou 1D . . . . .	29
2.3.2	Différence de flou 2D . . . . .	31
<b>3</b>	<b>Flou dans un capteur linéaire</b>	<b>35</b>
3.1	Capteur linéaire . . . . .	36
3.2	Différence de flou panoramique . . . . .	40
<b>4</b>	<b>Résultats expérimentaux</b>	<b>45</b>
4.1	Anisotropie du flou . . . . .	45
4.1.1	Dépendance par rapport au temps d'exposition . . . . .	47
4.1.2	Indépendance par rapport à la profondeur . . . . .	49
4.2	Reconstruction 3D par différence de flou . . . . .	57
4.2.1	Création d'images floues synthétiques . . . . .	57
4.2.2	Valeurs de référence . . . . .	61
4.2.3	Différence de flou 1D originale colonne par colonne . . . . .	63
4.2.4	Différence de flou panoramique 1D . . . . .	64
4.2.5	Différence de flou panoramique 2D . . . . .	66
	<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>73</b>
	<b>Annexes</b>	<b>77</b>

# Table des figures

1.1	Panorama par mosaïque. . . . .	6
1.2	Changement d'illumination . . . . .	6
1.3	Fantômes. . . . .	7
1.4	Effet œil de poisson de Bakstein <i>et al</i> . . . . .	8
1.5	Distorsion en barillet. . . . .	9
1.6	Formation catadioptrique. . . . .	10
1.7	Caméra à bande rotative . . . . .	11
1.8	Non-linéarité de la projection . . . . .	12
1.9	Plan image. . . . .	12
1.10	Relation entre un point de la scène et sa projection. . . . .	13
1.11	Panorama cylindrique. . . . .	13
2.1	Fonction de Bessel $J_1(x)$ . . . . .	19
2.2	Fonction d'étalement $h_{opt}(x, y)$ . . . . .	19
2.3	Fonction d'étalement $h_{rect}(x, y)$ . . . . .	20
2.4	Géométrie d'un système optique à lentille mince. . . . .	22
3.1	Capteur CCD linéaire. . . . .	35

TABLE DES FIGURES

3.2	Capteur linéaire trichromatique. . . . .	36
3.3	Zone de recouvrement entre deux cellules du capteur. . . . .	38
3.4	Fonction gaussienne anisotrope. . . . .	39
4.1	Cible <i>IBA/ISO</i> . . . . .	46
4.2	Estimation du flou. . . . .	47
4.3	Régression et données réelles. Exemple. . . . .	48
4.4	Erreur moyenne de la régression. . . . .	49
4.5	Estimation du flou selon le temps d'exposition. . . . .	51
4.6	Ratio d'anisotropie $\psi$ pour chaque temps d'exposition $t$ . . . . .	52
4.7	Régression et données réelles. Exemple. . . . .	52
4.8	Erreur moyenne de la régression. . . . .	53
4.9	Estimation du flou. . . . .	54
4.10	Estimation du flou selon la profondeur. . . . .	55
4.11	Ratio d'anisotropie $\psi$ pour chaque profondeur $Z_c$ . . . . .	56
4.12	Textures Brodatz. . . . .	58
4.13	Paire d'images floues. Texture Brodatz9. . . . .	60
4.14	Reconstruction 3D à l'aide de ZDOrig2D. . . . .	63
4.15	Textures Brodatz. Rangée d'analyse en rouge. . . . .	64
4.16	Reconstruction 3D à l'aide de MZDPano1D. . . . .	66
4.17	Reconstruction 3D à l'aide de MZDPano2D. . . . .	67
4.18	Erreur (cm) entre la profondeur moyenne estimée et la profondeur moyenne de référence. . . . .	69
4.19	Schéma de la simulation panoramique. . . . .	70
4.20	Profondeur estimée à l'aide de MZDPano2D appliqué sur Brodatz9-Sim. . . . .	71

TABLE DES FIGURES

4.21 Différence de flou sur la texture Brodatz9-Sim. . . . . 72

## TABLE DES FIGURES

# Introduction

La reconstruction complète d'une scène en trois dimensions trouve de plus en plus d'applications. Elle est notamment utilisée au cinéma afin de construire virtuellement une scène difficile d'accès pour, par la suite, y mettre des acteurs réels ou virtuels [31]. Elle est aussi utilisée dans le domaine culturel, par exemple pour la visite virtuelle de musées, de sites historiques ou de maisons [45]. La reconstruction se fait à l'aide d'une ou plusieurs images prises à l'aide d'une ou plusieurs caméras. Malheureusement, l'information tridimensionnelle de la scène devient implicite lors de la formation de l'image, complexifiant ainsi la reconstruction. Toutefois, il existe plusieurs indices de profondeur qui peuvent être utilisés afin d'estimer cette information. Plusieurs chercheurs se sont inspiré du système visuel humain afin d'estimer la profondeur de la scène. Ce modèle utilise principalement la disparité binoculaire comme indice de profondeur. Bien qu'efficace, ce système comporte plusieurs limitations, par exemple l'utilisation de deux caméras possédant chacune un point de vue différent de la scène. Il existe plusieurs autres indices de profondeur, dont certains sont monoculaires. Parmi ceux-ci, nous retrouvons le mouvement [75, 76, 88], l'ombrage [62], les textures [25], l'occultation [16], la perspective [51], l'interaction avec le milieu [43] et le flou [89]. La nature de leurs limitations se trouve dans la composition de la scène. Par exemple,

## INTRODUCTION

L'utilisation de l'interaction avec le milieu comme indice de profondeur peut être appliquée généralement à une scène extérieure [43].

L'utilisation du flou possède plusieurs avantages, par exemple la simplification de la mise en correspondance de chaque pixel d'une image. La région de recherche d'un correspondant pour un pixel est plus petite, car seul le déplacement de l'axe optique lors de la mise au point doit être pris en compte si la caméra reste fixe [14]. La mesure du flou se fait sans l'aide de matériel supplémentaire, par exemple un laser. De plus, l'estimation de l'information de profondeur à l'aide du flou est beaucoup plus stable en présence d'occultations [65]. Malheureusement, le flou possède plusieurs limitations. La scène à reconstruire doit être texturée, car le flou se mesure principalement sur les contours. De plus, l'imprécision de la mesure du flou sur des scènes situées à une profondeur très élevée fait en sorte que ces dernières sont difficile à reconstruire en 3D à l'aide du flou [89].

Afin d'obtenir la quantité d'information nécessaire à la reconstruction d'une scène complète, l'utilisation de l'imagerie panoramique s'impose. En effet, cette dernière permet l'acquisition d'images possédant un champ visuel beaucoup plus grand que ce que nous retrouvons en imagerie standard. Nous nous intéresserons plus particulièrement au mode de formation panoramique d'une caméra à bande rotative. L'intérêt de ce type de caméra réside dans le fait qu'elles permettent la génération d'images de très haute résolution, et ce, dans des temps de l'ordre de la minute. De plus, les coûts de production d'une image à l'aide d'un capteur linéaire sont moindres que les coûts de production d'une image à l'aide d'un capteur standard de même qualité. Par contre, ce type de formation soulève plusieurs problématiques. Par exemple, le modèle de formation du flou bien connu en imagerie standard doit

## INTRODUCTION

être adapté dans le cas d'images acquises à l'aide de ce type de caméra. Ceci veut dire que les algorithmes de reconstruction 3D par le flou ne peuvent pas être utilisés directement. Dans ce mémoire, nous analyserons le lien qui existe entre l'imagerie panoramique et l'utilisation du flou pour le calcul de la profondeur d'une scène. Plus précisément, nous explorerons le modèle du flou d'une caméra panoramique rotative à bande et son impact sur la reconstruction 3D par différence de flou.

Au chapitre 1, nous étudions ce qui a précédemment été fait dans les domaines de la formation d'images panoramiques, de la reconstruction 3D et de la reconstruction 3D par différence de flou. Nous voyons les différents avantages et inconvénients liés à l'utilisation de l'imagerie panoramique ainsi qu'à l'utilisation de la différence de flou pour la reconstruction 3D de la scène. Au chapitre 2, nous faisons l'analyse de la fonction d'étalement d'un point. Nous étudions son origine ainsi que son lien étroit avec la formation du flou dans les images. De plus, nous voyons les différentes méthodes de reconstruction 3D par le flou et plus précisément par différence de flou. Nous explorons l'algorithme de reconstruction par différence de flou proposé par Ziou et Deschênes [89]. Au chapitre 3, nous proposons une adaptation du modèle de formation du flou dans le cas d'un capteur linéaire en rotation autour d'un axe. Nous étudions son impact sur la reconstruction tridimensionnelle par différence de flou et proposons une adaptation de l'algorithme de Ziou et Deschênes dans ce cas particulier de formation d'image. Ensuite, au chapitre 4, nous analysons expérimentalement le modèle proposé à l'aide d'une caméra à bande rotative *Panoscan MK3*. De plus, nous explorons les résultats de l'adaptation de l'algorithme de Ziou et Deschênes afin de prendre en compte l'adaptation du modèle de formation du flou proposé. Finalement, nous effectuons un retour sur les avancées que propose ce mémoire, puis



## INTRODUCTION

nous concluons sur différentes avenues possibles pour de futurs travaux.

# Chapitre 1

## Reconstruction 3D par imagerie panoramique

### 1.1 Formation d'images panoramiques

Il existe plusieurs méthodes qui permettent la formation d'images panoramiques. Nous pouvons les classer en deux grandes familles, soient les systèmes logiciels et les systèmes matériels. Cette classification permet de séparer les systèmes panoramiques pouvant être utilisés à l'aide de caméras standards, des systèmes nécessitant du matériel plus spécialisé, par exemple un capteur linéaire.

#### 1.1.1 Systèmes logiciels

Les méthodes de formation d'images panoramiques logicielles consistent en une famille d'algorithmes permettant la création d'une *mosaïque* d'images. Le terme mosaïque désigne ici une image formée de plusieurs imagettes. Ces algorithmes prennent en



FIGURE 1.1 – Panorama par mosaïque. Image tirée de Peleg et Herman [58].



FIGURE 1.2 – Changement d'illumination de Brown et Lowe [63].

entrée une série d'images possédant entre elles des zones de recouvrement. La création du panorama se fait en superposant ces dernières (figure 1.1). L'application des techniques de mosaïque d'images en imagerie numérique a été rendu populaire par Szeliski et Shum en 1997 [77]. La formation d'images par mosaïque permet la création d'un panorama sphérique complet ( $360^\circ$ ) [9]. De plus, ces panoramas peuvent être construits à l'aide de caméras standards [9]. Malheureusement, la formation d'images à l'aide de ces techniques s'avère un processus complexe. En effet, ces méthodes requièrent un calibrage et une synchronisation préalable. Plusieurs images impliquent nécessairement plusieurs points de vue et la mise en correspondance des zones de recouvrement peut s'avérer un problème difficile à résoudre, par exemple dans le cas où l'axe optique ne se trouve pas à la même hauteur sur toutes les images [63]. De plus, cette technique est sensible aux changements d'illumination, comme le montre la figure 1.2. Aussi, les algorithmes de création panoramique par mosaïque sont sensibles

## 1.1. FORMATION D'IMAGES PANORAMIQUES

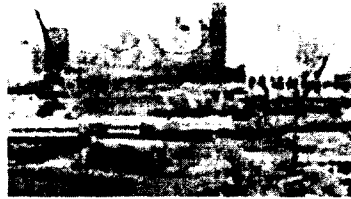


FIGURE 1.3 – Fantômes. Image tirée de Rebière [63].

au mouvement présent dans la scène. Ce phénomène peut entraîner la présence de "fantômes" dans l'image reconstruite. On appelle fantôme un objet que l'on retrouve en une ou plusieurs instances dans l'image fusionnée et qui ne devrait pas s'y retrouver plusieurs fois. La figure 1.3 présente un tel phénomène. Ceux-ci peuvent être produits par du mouvement ou encore des erreurs d'alignement. Ces dernières peuvent être évitées en utilisant le flot optique, par exemple par la méthode TAC (Topologie Algébrique Calculatoire) de Rebière [63].

### 1.1.2 Systèmes matériels

À la différence des systèmes de formation par mosaïque, les systèmes matériels utilisent de l'équipement spécialement conçu pour la prise d'images panoramiques. La construction du panorama se fait dès l'acquisition et non pas par un procédé subséquent, comme dans le cas des systèmes par mosaïque. L'utilisation de matériel spécialisé aide à réduire la charge logicielle nécessaire à la construction du panorama.

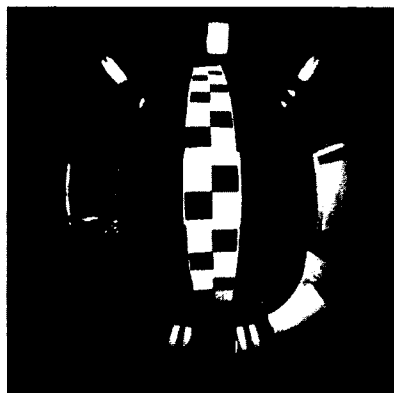


FIGURE 1.4 – Effet œil de poisson de Bakstein *et al* [8].

### Lentilles grand-angles

La première classe de montage matériel utilise une caméra standard équipée d'une lentille permettant l'acquisition d'une image possédant un champ visuel supérieur à ce que les objectifs habituels permettent d'acquérir. Ces lentilles ont souvent une très petite longueur focale (6-8mm pour une caméra 35mm) [9] afin de maximiser l'angle de vue. La figure 1.4 montre un exemple d'une image prise avec une lentille grand-angle nommée œil de poisson. Ce type de lentille permet l'acquisition d'un panorama complet en seulement deux ou trois images. Par contre, les lentilles grand-angles introduisent plusieurs types de distorsions dont la distorsion en barillet (figure 1.5). Il en résulte une perte de résolution dans les régions très affectées par la distorsion [9]. Heureusement, la distorsion en barillet peut être corrigée à l'aide d'algorithmes prévus à cet effet, mais en introduisant des artefacts, par exemple des trous [54].

## 1.1. FORMATION D'IMAGES PANORAMIQUES

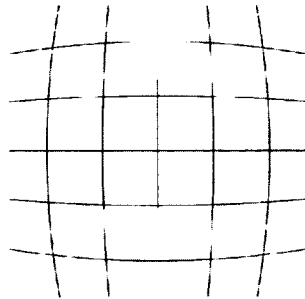


FIGURE 1.5 – Distorsion en barillet. Tiré de Wikipedia [1].

### Formation catadioptrique

La deuxième classe de systèmes matériels consiste en l'utilisation de caméras catadioptriques. Ce type de montage utilise une caméra standard ainsi qu'un ou plusieurs miroirs. Le terme catadioptrique désigne la partie de l'optique qui détermine les directions que prennent les rayons lumineux après avoir subi à la fois une ou plusieurs réfractions et une ou plusieurs réflexions. Afin d'avoir une perspective géométrique correcte, il est important pour les miroirs de respecter la contrainte du point de vue fixe [9]. Cette dernière permet d'avoir une image prise d'un seul point de vue. Autrement dit, la lumière incidente doit passer par un seul point dans l'espace. Seule la direction d'où provient la lumière peut varier. En respectant cette contrainte, chaque pixel du capteur image mesure l'irradiance de la lumière passant par le point dans une direction particulière.

Le premier type de miroir utilisé dans les caméras catadioptriques est le miroir planaire. Ce miroir satisfait la contrainte du point de vue fixe. La figure 1.6(a) montre le schéma d'un miroir planaire. Malheureusement, le champ visuel de cette solution est très limité. Nalwa [52] propose une caméra respectant le point de vue fixe et

## CHAPITRE 1. RECONSTRUCTION 3D PAR IMAGERIE PANORAMIQUE

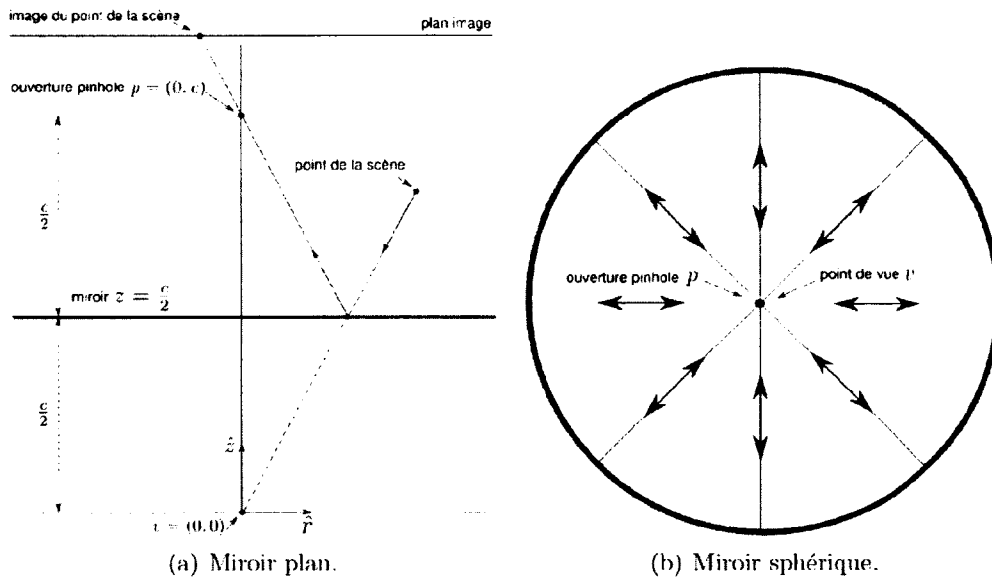


FIGURE 1.6 – Formation catadioptrique. Inspiré de [9].

utilisant plusieurs miroirs planaires. Cette caméra possède un champs visuel d'environ  $360^\circ \times 50^\circ$  [9].

Le miroir sphérique est, après le miroir planaire, le plus simple et le plus intuitif des miroirs utilisés dans la construction de caméras catadioptriques. Il est possible de construire un panorama complet avec seulement deux images ( $2 \times 180^\circ$ ).

Malheureusement, la solution respectant la contrainte du point de vue fixe se trouve au centre de la sphère, comme le montre la figure 1.6(b) [9]. Cette solution est dégénérée. Il existe plusieurs autres types de miroir pouvant être utilisé dans les montages catadioptriques. Parmi ceux-ci, nous retrouvons les miroirs hyperboliques, ellipsoïdaux, coniques et paraboliques. Le lecteur intéressé par les montages catadioptriques trouvera plus d'informations dans l'ouvrage de Benosman et Kang [9].

## 1.1. FORMATION D'IMAGES PANORAMIQUES

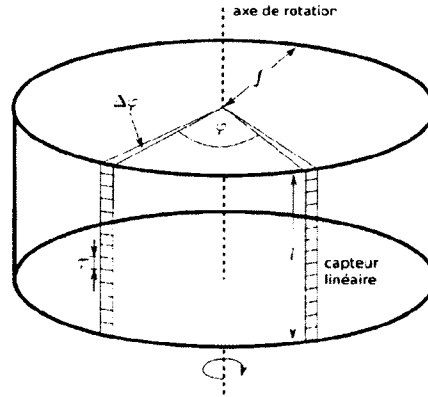


FIGURE 1.7 – Caméra à bande rotative. Inspiré de [9].

### Caméra rotative à bande

La caméra rotative à bande est composée d'un capteur linéaire en rotation autour d'un axe, comme le montre la figure 1.7. Le paramètre  $\tau$  désigne la hauteur d'une cellule photosensible,  $\varphi$  est l'angle de rotation,  $\Delta\varphi$  est le pas angulaire de rotation.  $l$  est la hauteur du capteur et  $f$  est la distance entre l'axe de rotation et le cylindre image. Le panorama complet est généré en juxtaposant les images linéaires ainsi acquises. Puisqu'il n'y a pas de zones de recouvrement entre les images linéaires déjà formées, ce mode de formation ne peut pas être considéré comme de la mosaïque d'images. La non-linéarité de la projection cylindrique introduit de la distorsion sur les lignes droites, comme le montre la figure 1.8. Par contre, à la différence des miroirs courbes, les zones affectées par la distorsion ne subissent pas de perte de résolution [9]. Les figures 1.9(a) à 1.10(b) illustrent la projection d'un point de la scène  $P = (x, y, z)$  en un point projeté  $P^* = (x^*, y^*, z^*)$ . La relation entre ces derniers est donnée par

$$(x^*, y^*, z^*) = \left( \frac{xW}{\pi\sqrt{z^2 + y^2}}, \pm f\theta, 0 \right),$$



## CHAPITRE 1. RECONSTRUCTION 3D PAR IMAGERIE PANORAMIQUE

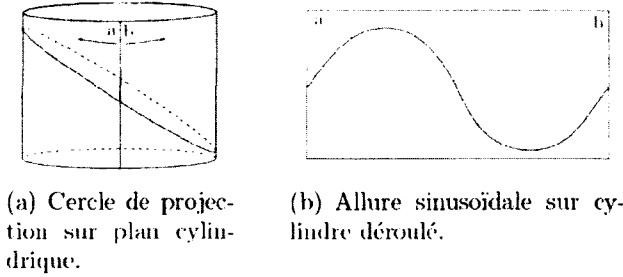


FIGURE 1.8 – Non-linéarité de la projection. Tiré de [64].

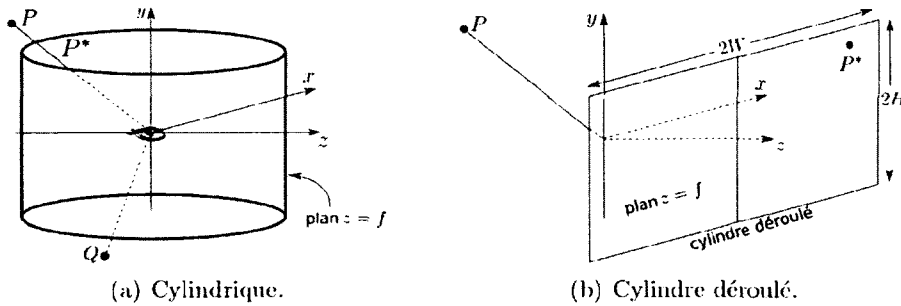


FIGURE 1.9 – Plan image. Inspiré de [64].

où  $f$  représente le rayon du cylindre et  $\theta$  l'angle entre l'axe des  $z$  et le vecteur formé par le point de la scène  $P$  et le centre de la caméra.

Ce type de caméra, avec la technologie courante, permet la génération d'images de très haute résolution, et ce, dans des temps de l'ordre de la minute. La résolution des images générées est supérieure à ce qu'il est possible d'atteindre à l'aide d'une caméra standard [9]. Par exemple, la caméra *Panoscan MK3* est capable de produire des images possédant une résolution de  $65535 \times 9000$  pixels. Malheureusement, la non-linéarité de la projection ajoute une complexité supplémentaire au modèle de formation d'image. Nous verrons que le recouvrement angulaire des cellules photosensibles lors de la formation d'image a comme conséquence qu'un pixel n'est pas représenté par un champ visuel carré. La figure 1.11 montre une image panoramique

## 1.2. RECONSTRUCTION 3D PAR IMAGERIE PANORAMIQUE

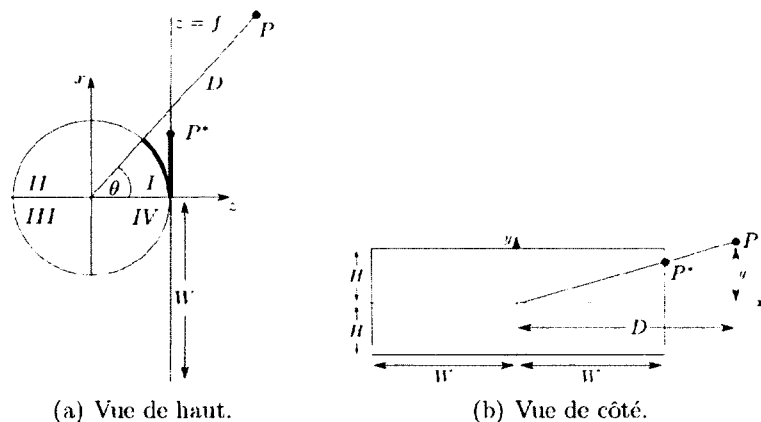


FIGURE 1.10 – Relation entre un point de la scène et sa projection. Inspiré de [64].



FIGURE 1.11 – Panorama cylindrique de Mahurangi. Tiré de [35].

construite à l'aide d'une caméra à bande rotative.

Le lecteur intéressé par les méthodes de formations d'images panoramiques trouvera plus d'information dans les ouvrages de Benosman et Kang [9] ainsi que de Salomon [64].

## 1.2 Reconstruction 3D par imagerie panoramique

L'imagerie panoramique est, depuis quelques années, un outil de plus en plus utilisé dans la résolution de problèmes complexes en imagerie standard, par exemple la reconstruction 3D complète d'une pièce réelle [19]. Comme nous avons vu

## CHAPITRE 1. RECONSTRUCTION 3D PAR IMAGERIE PANORAMIQUE

précédemment, ce type d'imagerie repousse les limites du champ visuel de l'imagerie standard en utilisant des lentilles, de l'équipement ou des techniques particulières maximisant l'angle de vue. Par exemple, la reconstruction 3D complète d'une scène peut tirer parti du grand champ visuel en limitant le besoin d'utiliser des algorithmes de recalage d'images ou d'objets 3D. Plusieurs méthodes provenant de l'imagerie standard ont été adaptées à l'imagerie panoramique.

Parmi celles-ci, la stéréovision est certainement l'approche la plus populaire. Bon nombre d'auteurs ont adapté ces techniques à l'imagerie panoramique afin de pouvoir faire de la reconstruction 3D à partir d'une paire d'images stéréoscopiques prises à l'aide d'une caméra à bande rotative [12, 28, 36, 38, 39, 57, 60]. Généralement, les scènes reconstruites à l'aide d'images prises par une caméra à bande rotative sont très précises, car la résolution des images formées est beaucoup plus grande qu'en imagerie standard. En effet, la caméra *Panoscan MK3* permet de produire des images possédant une résolution 46x supérieure à ce que les capteurs 4K standards permettent de produire. Pour plus de précision, certains auteurs comme Wehr [82] couplent une caméra à bande rotative avec plusieurs types de lasers. Ces derniers permettent une meilleure estimation de la profondeur de la scène. Le principe utilisé pour estimer la profondeur est celui du "Light Detection And Ranging" (LIDAR) [34]. Cette technologie trouve des applications dans des domaines tels que la foresterie [30]. D'autres auteurs se sont intéressés à l'adaptation des techniques de stéréovision sur des images prises à l'aide de systèmes optiques utilisant des miroirs courbes [23, 28, 29, 50, 85]. Ces systèmes ont l'avantage de pouvoir acquérir très rapidement les images nécessaires à la reconstruction 3D, car leur très grand champ visuel permet d'avoir un panorama complet à l'aide de peu d'images.

## 1.2. RECONSTRUCTION 3D PAR IMAGERIE PANORAMIQUE

Malheureusement, la résolution des images formées est souvent des caractéristiques géométriques pouvant facilement être exploitées.

Plusieurs auteurs se sont aussi intéressés à la reconstruction de scènes à partir du mouvement d'une caméra [75, 76, 88]. La méthode présentée par Strelow *et al.* [68] ne nécessite pas l'utilisation d'une caméra respectant la contrainte du point de vue unique. En effet, la méthode a été testée à l'aide de plusieurs caméras omnidirectionnelles. Leur méthode comporte deux étapes. La première consiste à l'extraction de points d'intérêt et d'en faire le suivi dans la séquence d'images. Pour ce faire, les auteurs utilisent la méthode de suivi de Lucas-Kanade [46]. La deuxième étape consiste à estimer le mouvement de la caméra à partir des résultats obtenus à la première étape pour ensuite obtenir une reconstruction 3D à partir du mouvement. Malerczyk *et al.* [47] ont développé une approche qui se sert du mouvement afin de reconstruire en 3D des scènes sportives. Leur méthode requiert l'intervention d'un humain pour faire la sélection de primitives servant à la reconstruction 3D. Ils utilisent des algorithmes de recalage afin de mettre en correspondance les images de la séquence, mais aussi des volumes afin d'avoir une reconstruction plus précise. Svoboda [75] a développé une technique d'estimation du mouvement basée sur une image panoramique acquise à l'aide d'un miroir hyperbolique. Les résultats expérimentaux démontrent que l'utilisation d'une image panoramique permet une estimation du mouvement deux fois plus précise que l'utilisation d'une image standard. En effet, il arrive souvent en imagerie standard qu'un objet en mouvement présent dans une scène quitte le champ visuel de la caméra. Ce problème est grandement réduit en imagerie panoramique, car le champ visuel des images formées est beaucoup plus grand. Zhu *et al.* [88] ont développé

## CHAPITRE 1. RECONSTRUCTION 3D PAR IMAGERIE PANORAMIQUE

une technique permettant la création d'une paire d'images stéréoscopiques à partir d'une caméra vidéo en mouvement. Ceux-ci utilisent les méthodes de création panoramique par mosaïques d'images afin d'obtenir deux panoramas complets pour ensuite faire de la stéréovision. Bien que très utilisée dans le milieu de la compression vidéo [2, 10, 24, 26, 61, 79, 80, 81, 86, 87], l'estimation du mouvement reste une problématique non triviale.

Malheureusement, il est bien connu que ces méthodes souffrent de problèmes difficiles à résoudre comme la mise en correspondance de caractéristiques. De plus, l'occultation reste un problème lorsqu'on tente de faire une reconstruction 3D à l'aide de ces méthodes [6]. Plusieurs indices de profondeur, par exemple le flou, demeurent des avenues encore peu explorées par la communauté. Schechner et Kiryati [65] ont su faire un comparatif intéressant dans le cas d'images standards entre les techniques de différence de flou, de reconstruction au foyer et la stéréovision. Ils montrent que la différence de flou et la reconstruction au foyer peuvent souffrir des problèmes d'occultation, comme la stéréovision, mais qu'ils sont plus stables en présence d'un tel phénomène. De plus, ils mettent en évidence qu'en principe, les techniques de différence de flou et de reconstruction au foyer ne sont pas inférieures aux techniques de stéréovision et aux techniques basées sur l'estimation du mouvement. Les développements en imagerie standard exploitant le flou datent de 1987 [59]. Au meilleur de nos connaissances, leurs applications en imagerie panoramique n'a pas encore été explorées.

## Chapitre 2

# Reconstruction 3D par le flou

Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux méthodes de reconstruction 3D à partir du flou présent dans les images. Nous verrons tout d'abord qu'il est possible de modéliser mathématiquement le flou à l'aide de la fonction d'étalement d'un point. Ensuite, nous explorerons le lien étroit qui existe entre le flou et la profondeur d'une scène. Nous verrons qu'il est possible d'utiliser le flou afin de faire l'estimation de la profondeur d'une scène. Plus précisément, nous étudierons ce qu'est la différence de flou et comment Ziou et Deschênes [89] l'utilisent afin de faire la reconstruction 3D d'une scène à partir d'images standards.

### 2.1 Fonction d'étalement d'un point

Dans cette section, nous définissons les principes de base de la fonction d'étalement d'un point. Nous verrons les différents développements mathématiques nous permettant de modéliser cette fonction.

### 2.1.1 Origine et formation

On appelle fonction d'étalement d'un point, la fonction modélisant l'étalement que subi un point  $(X, Y, Z)$  de l'espace scène projeté sur un point  $(x, y) \in \mathbb{R}^2$  du plan image en passant par une ou plusieurs lentilles. De cette définition, la fonction d'étalement modélise mathématiquement la formation du flou d'une image.

Soit  $I(x, y)$ , une image nette, et  $h(x, y)$ , la fonction d'étalement d'un point. L'image floue  $I_1(x, y)$  est donnée par

$$I_1(x, y) = (I * h)(x, y), \quad (2.1)$$

où  $*$  dénote la convolution [59].

La fonction d'étalement rend principalement compte de deux phénomènes physiques. Tout d'abord, l'optique de la caméra contribue par une fonction d'étalement  $h_{opt}$ . Ensuite, les éléments du capteur impliquent une fonction d'étalement  $h_{rect}$ . La fonction d'étalement  $h(x, y)$  d'un système optique à lentille mince peut être décomposée comme suit [67, 83] :

$$h(x, y) = h_{opt}(x, y) * h_{rect}(x, y).$$

Détaillons les phénomènes. Tout d'abord, la nature ondulatoire de la lumière passant par une petite ouverture, par exemple dans le cas d'une caméra, cause un phénomène appelé diffraction. Ce dernier dépend entre autres de la longueur d'onde  $\lambda$  (en nm). La fonction  $h_{opt}(x, y)$  modélise aussi l'ouverture de la caméra.

## 2.1. FONCTION D'ÉTALEMENT D'UN POINT

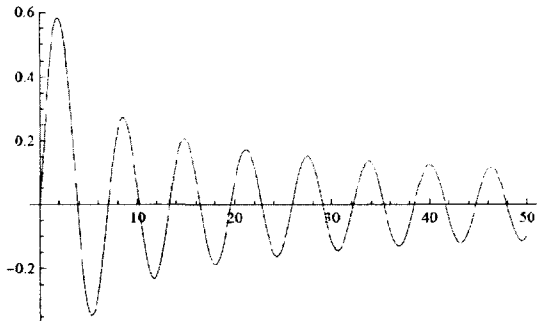


FIGURE 2.1 – Fonction de Bessel  $J_1(x)$ .

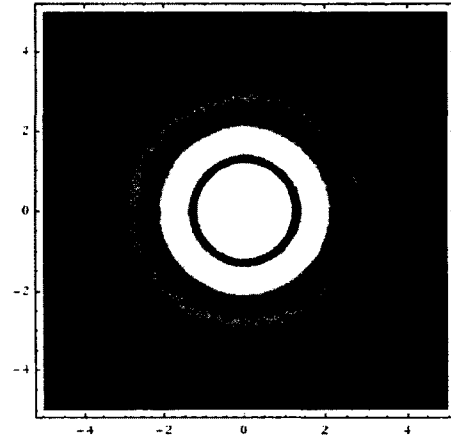


FIGURE 2.2 – Fonction d'étalement  $h_{opt}(x, y)$ .  $r_1 = 3.0u$ .

Ces phénomènes d'un système à lentille peuvent être modélisés par l'équation

$$h_{opt}(x, y) = \left(2 \frac{J_1(r_1)}{r_1}\right)^2, \quad (2.2)$$

où  $J_1(x)$  est la fonction de Bessel de premier ordre (figure 2.1) et

$$r_1 = \frac{\pi r}{\lambda f},$$

où  $f$  est l'ouverture relative ("f-number") et

$$r = \sqrt{(x^2 + y^2)},$$

représente le rayon du disque d'Airy [67]. La figure 2.2 montre la carte de densité de la fonction d'étalement causée par l'ouverture ( $r_1 = 3.0u$ ). Le choix du paramètre  $r_1$  est arbitraire, choisi pour les besoins de l'illustration.



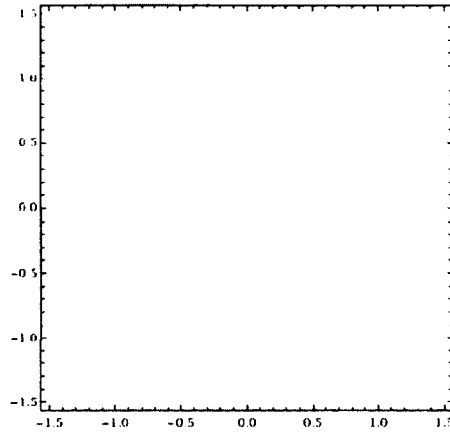


FIGURE 2.3 – Fonction d'étalement  $h_{rect}(x, y)$  causée une cellule photosensible du capteur ( $W_x = 0.5\mu m, W_y = 1.0\mu m$ ).

L'échantillonnage de l'image se traduit par un étalement pouvant être exprimé par

$$h_{rect}(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{4W_xW_y} & \text{si } -W_x \leq x \leq W_x \text{ et } -W_y \leq y \leq W_y \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}, \quad (2.3)$$

où  $W_x$  et  $W_y$  sont respectivement la demi-largeur et la demi-hauteur d'une cellule du capteur [67]. La figure 2.3 donne un exemple de la fonction d'étalement due à ce dernier ( $W_x = 0.5\mu m, W_y = 1.0\mu m$ ).

### 2.1.2 Modèle gaussien

Subbarao et Gurumoorthy [72] nous montrent que puisque les lentilles sont de nature imparfaite, la théorie des fonctions aléatoires [41] nous permet de considérer la fonction d'étalement d'un point comme une gaussienne. Cette explication al-

## 2.1. FONCTION D'ÉTALEMENT D'UN POINT

ternative simplifie grandement les calculs de la fonction d'étalement et donne des résultats semblables à l'utilisation du système à deux équations (2.2) et (2.3) défini précédemment [13, 27]. En effet, l'intensité des pixels d'une image  $A$  quelconque, formée à l'aide d'une fonction d'étalement définie par les équations (2.2) et (2.3), sera semblable à l'intensité des pixels d'une même image  $B$  formée à l'aide d'une fonction d'étalement définie par une fonction gaussienne [83] en considérant des cellules photosensibles carrées ( $W_x = W_y$ ). L'équation suivante représente un tel système :

$$h_\sigma(x, y) = \frac{1}{\sqrt{\pi}\sigma} \exp\left(\frac{-(x^2 + y^2)}{\sigma^2}\right). \quad (2.4)$$

### 2.1.3 Flou et profondeur de la scène

La figure 2.4 montre le schéma d'un système optique à lentille mince pour un point  $P$  de la scène situé à une profondeur  $Z_c$ . Posons  $F$ , la distance focale et  $D$  le diamètre d'ouverture. Pour le point situé à  $Z_c$ , il est aisé de démontrer, à partir de relations trigonométriques, qu'un seul plan, situé à  $z_f$ , donnera ce point au foyer :

$$\frac{1}{z_f} = \frac{1}{F} - \frac{1}{Z_c} \quad (2.5)$$

Si le plan image est situé à une distance  $v \neq z_f$ ,  $P$  sera projeté sur une surface circulaire de rayon  $d_b$  appelé cercle de flou. Posons  $u$  la distance à partir de laquelle les points de la scène se projettent au foyer lorsque  $v \neq z_f$ . Nous pouvons réécrire l'équation (2.5) par

$$\frac{1}{v} = \frac{1}{F} - \frac{1}{u} \quad (2.6)$$

CHAPITRE 2. RECONSTRUCTION 3D PAR LE FLOU

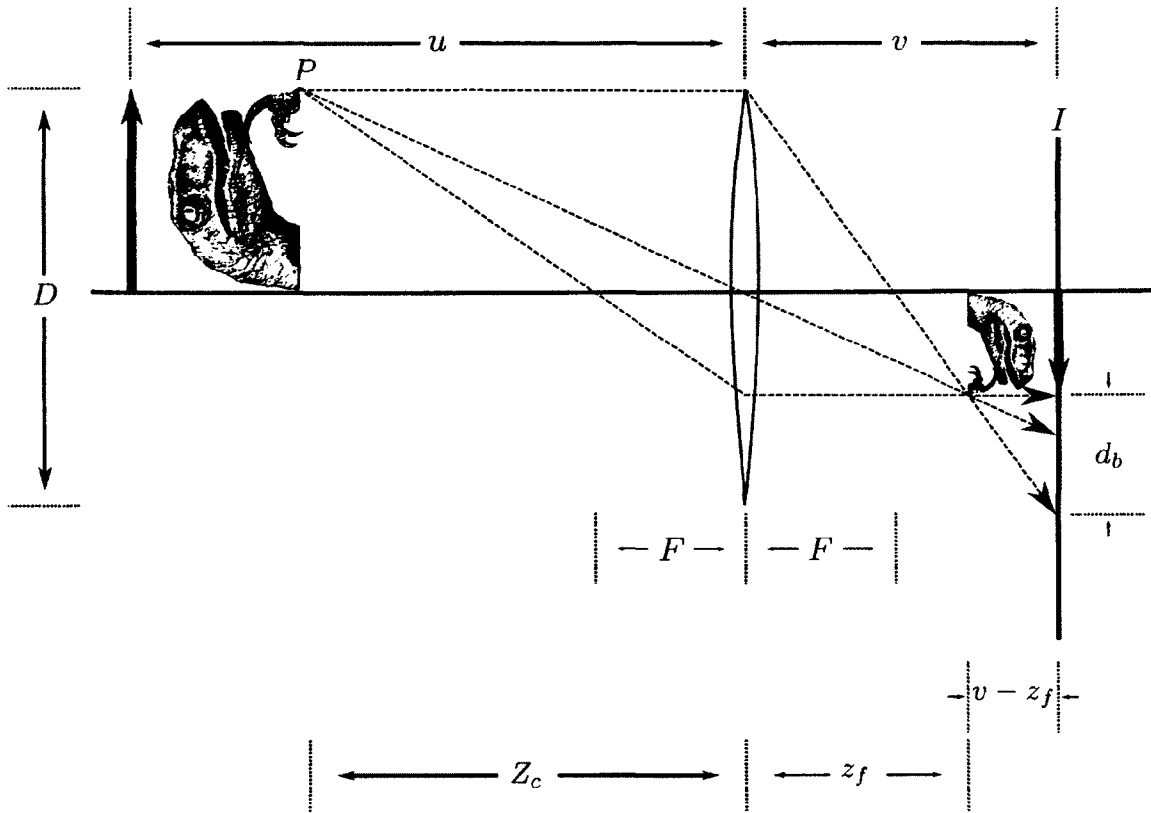


FIGURE 2.4 – Géométrie d'un système optique à lentille mince.

Pentland [59] déduit la relation

$$d_b = \begin{cases} -\frac{\frac{Fv}{Z_c} - v + F}{f} & \text{si } Z_c > u \\ \frac{\frac{Fv}{Z_c} - v + F}{f} & \text{si } Z_c < u \end{cases}, \quad (2.7)$$

où  $f = \frac{F}{D}$  représente l'ouverture relative ("F-number"). L'équation (2.7) montre la relation qui existe entre  $d_b$  et la distance entre le sujet dans la scène réelle et la

## 2.2. FONCTION D'ÉTALEMENT ET RECONSTRUCTION 3D

lentille  $Z_c$ . Le paramètre  $d_b$  est lié à la fonction d'étalement que nous avons vu être gaussienne d'écart-type  $\sigma$ . Nous pouvons substituer  $\sigma = k \cdot d_b$  où  $k$  est une constante déterminée par les caractéristiques du système optique et pouvant être obtenue par calibration [69]. En isolant  $Z_c$  dans (2.7) et en remplaçant, nous obtenons

$$Z_c = \begin{cases} \frac{Fv}{v - F - k^{-1}f\sigma} & \text{si } Z_c > u \\ \frac{Fv}{v - F \pm k^{-1}f\sigma} & \text{si } Z_c < u \end{cases} . \quad (2.8)$$

Cette équation montre la relation entre le diamètre du cercle de flou et la profondeur d'un point de la scène. Le flou est représenté par le paramètre  $\sigma$ . Cette déduction nous indique que le flou présent dans une image nous donne de l'information sur la profondeur des différents sujets dans la scène. Ceci reste valide même lorsque l'image est formée à l'aide d'un capteur linéaire.

## 2.2 Fonction d'étalement et reconstruction 3D

Afin de partiellement résoudre les limitations des techniques courantes de reconstruction mentionnées à la section 1.2, les chercheurs ont développé des méthodes utilisant le flou comme caractéristique afin d'estimer la profondeur d'une scène dans le cas d'images non panoramiques, soit la reconstruction au foyer et la différence de flou. Nous regroupons ces méthodes dans deux classes.

Dans la première classe, on localise et utilise l'information au foyer d'une suite d'images acquises en variant la distance entre la lentille et le plan image, la distance

## CHAPITRE 2. RECONSTRUCTION 3D PAR LE FLOU

focale ou l'ouverture. Pour être utilisables, ces méthodes ont besoin d'un moyen de mesurer la quantité de flou présente dans une image afin de déterminer les points au foyer. À cet effet, Krotkov [42] a exploré différentes mesures de flous dans une optique de mise au point automatique. Ce dernier conclut que la mesure fournissant la meilleure information sur le flou est le *Tenengrad* développé par Tenenbaum [78] et Schlag *et al.* [66]. Cette mesure est définie comme étant la magnitude du gradient  $\nabla I(x, y)$  pour chaque point de l'image. Plusieurs auteurs tels que Nayar [53], Subbarao et Tyau [74], Huang et Jing [37] et Aydin et Akgul [7] utilisent le Laplacien (ou une variante du Laplacien) comme mesure de flou optimale. Malik et Choi [48] proposent d'utiliser la fonction de transfert optique dans le domaine de Fourier afin de mesurer le flou. Selon Malik et Choi, cette méthode permet d'être beaucoup plus robuste au bruit présent dans les images.

Subbarao et Choi [71] ont mis au point une méthode utilisant un nouveau concept appelé *Focused Image Surface* (FIS) permettant la reconstruction. Le FIS d'un objet est défini comme étant la surface formée de tous les points se situant au foyer de la caméra d'une séquence d'images. Asada *et al.* [4] ont éliminé le problème de l'utilisation d'une fenêtre afin d'estimer le flou localement. Ces derniers proposent une méthode permettant d'approximer la quantité de flou à partir des contours d'une image. Asif et Choi [5] ont développé une méthode utilisant le FIS couplé à un réseau de neurones artificiels afin d'estimer la profondeur de la scène. Selon les auteurs, cette méthode permet d'avoir une estimation plus précise de la reconstruction. Malheureusement, ces techniques ont souvent besoin d'une grande quantité d'images afin d'obtenir des résultats satisfaisants [53]. Elles trouvent des applications en microscopie [32, 49, 55, 56] et en vision artificielle [3, 42, 74].

## 2.2. FONCTION D'ÉTALEMENT ET RECONSTRUCTION 3D

Dans la deuxième classe de méthodes, on utilise directement la quantité de flou relative présente dans deux images afin d'établir une carte de profondeur ou encore faire une reconstruction 3D. Dans la prochaine section, nous verrons que ces méthodes utilisent la différence de flou afin de retrouver l'information 3D de la scène.

### 2.2.1 Différence de flou

Posons le cas de deux images  $I_1(x)$  et  $I_2(x)$ . Nous considérons pour la suite que l'image  $I_2(x)$  est plus floue que l'image  $I_1(x)$ . Ceci est nécessaire afin d'avoir une reconstruction 3D cohérente par rapport à la profondeur réelle de la scène. Comme mentionné à la section 2.1, nous savons que les images floues sont le produit de la convolution entre une image nette et une fonction d'étalement gaussienne :

$$I_1(x) = (I * g_{\sigma_1})(x) \text{ et } I_2(x) = (I * g_{\sigma_2})(x), \quad (2.9)$$

où  $I(x)$  est l'image nette de la scène et  $g_\sigma(x)$  la fonction d'étalement gaussienne d'écart-type  $\sigma$ . Par les propriétés de la convolution et de la fonction gaussienne, nous savons que  $I_2(x)$  peut être obtenue par

$$I_2(x) = (I_1 * g_\beta)(x), \quad (2.10)$$

où

$$\beta^2 = \sigma_1^2 - \sigma_2^2.$$

## CHAPITRE 2. RECONSTRUCTION 3D PAR LE FLOU

Le paramètre  $\beta$  représente la quantité de flou ajoutée à  $I_1(x)$  pour obtenir  $I_2(x)$  et donc la différence de flou entre les deux images. Il existe une relation entre la différence de flou ( $\beta$ ) et la profondeur ( $Z_c$ ) de la scène [89]. Ce lien s'exprime par

$$\frac{1}{Z_c} = \frac{1}{F} - \frac{1}{2v + \delta v} \left( 1 + \sqrt{1 + \frac{f^2(2v + \delta v)}{F^2 \delta v} k^2 \beta^2} \right), \quad (2.11)$$

et est obtenu à partir de (2.8). Le flou relatif est obtenu en variant la distance entre la lentille et le plan image par une quantité  $\delta v$ . L'équation (2.11) montre que la profondeur de la scène peut être calculée à partir de la différence de flou ( $\beta$ ) et des paramètres intrinsèques de la caméra ( $F$ ,  $f$ ,  $v$ ,  $\delta v$  et  $k$ ). Puisque les paramètres intrinsèques de la caméra peuvent être obtenus à l'aide d'un calibrage préalable [34, 84], le principal problème se retrouve dans l'estimation du paramètre de différence de flou  $\beta$ .

Les travaux de Pentland [59] ont été les premiers à explorer l'utilisation de la différence de flou afin de reconstruire une scène en 3D. Sa méthode de filtrage inverse opère dans le domaine de Fourier et permet d'estimer la différence de flou en deux étapes.

Considérons  $\mathcal{I}_i(u, v)$  la transformée de Fourier de l'image  $I_i(x, y)$ ,  $i = 1, 2$ . La première étape consiste en la division de la transformée de Fourier des deux images, soit

$$\frac{\mathcal{I}_2(u, v)}{\mathcal{I}_1(u, v)} = \exp\left(\frac{-(u^2 + v^2)(\beta^2)}{4}\right),$$

La seconde étape consiste à calculer par régression linéaire la quantité  $u^2 + v^2$  de

## 2.2. FONCTION D'ÉTALEMENT ET RECONSTRUCTION 3D

l'équation

$$\log \left( \frac{\mathcal{I}_2(u, v)}{\mathcal{I}_1(u, v)} \right) = \frac{-(u^2 + v^2)(\beta^2)}{4}.$$

Ens et Lawrence [17] montrent les limites du filtrage inverse et proposent une méthode entièrement matricielle éliminant ainsi les problèmes d'effets de bords et de fenêtrage rencontrés par la méthode de Pentland. Suite à ces travaux, Subbarao et Surya [73] proposent une approche travaillant entièrement dans le domaine spatial et reposant sur la transformée  $S$  [70]. Cette transformée consiste à approximer localement les images par une suite de polynômes cubiques de la forme

$$I(x, y) = \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^{3-m} a_{m,n} x^m y^n,$$

où  $a_{m,n}$  sont les coefficients. Ils montrent que la relation entre les deux images floues  $I_1(x, y)$  et  $I_2(x, y)$  peut s'exprimer à l'aide de la différence de flou  $\beta(x, y)$  au travers la relation

$$I_1(x, y) = I_2(x, y) - \frac{\beta(x, y)}{4} \nabla^2 I_2(x, y),$$

où  $\nabla^2$  est l'opérateur de Laplacien.

Favaro et Soatto [21] utilisent une approche différente au problème d'estimation du flou. En effet, ils utilisent un système d'opérateurs orthogonaux, entraîné à l'aide d'une collection d'images floues, afin de déterminer en temps réel la profondeur de la scène pour chaque pixel. Le système est robuste et la collection d'images servant à l'entraînement peut provenir d'une source synthétique. Jin et Favaro [40] approchent



## CHAPITRE 2. RECONSTRUCTION 3D PAR LE FLOU

le problème de la reconstruction par le flou d'une manière variationnelle et soulèvent le problème de l'hypothèse équifocale selon laquelle la scène est approximée localement par un plan parallèle au plan image. Le résultat s'en trouve alors plus précis, selon les auteurs. De plus, leur méthode utilise une descente de gradient implantée à l'aide des courbes de niveau. Ziou et Deschênes [89] proposent une approche dans le domaine spatial pouvant être considérée comme la suite des travaux de Subbarao et Surya [73]. Ceux-ci proposent d'estimer localement les deux images floues  $I_1(x, y)$  et  $I_2(x, y)$  par une suite de polynômes d'Hermite. Ils montrent que le calcul du  $n^{\text{e}}$  coefficient du polynôme d'Hermite correspond à la convolution d'une image par la  $n^{\text{e}}$  dérivée de la fonction gaussienne. Leurs travaux utilisent des dérivées d'ordre supérieur par rapport aux travaux de Subbarao et Surya ce qui rend la reconstruction plus précise, selon les auteurs.

Favaro *et al.* [20] montrent qu'il est possible de modéliser la différence de flou comme un problème de diffusion non linéaire tel que défini par

$$\frac{du}{dt}(x, t) = \nabla \cdot (c(x)\nabla u(x, t)) \quad t \geq 0, \quad (2.12)$$

$$u(x, t_1) = I_1(x) \quad \forall x \in \Omega, \quad (2.13)$$

où la solution  $u : \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}_+ \mapsto \mathbb{R}_+$  prise à un temps  $t = \tau$  joue le rôle d'une image  $I_2(x) = u(x, \tau)$ .  $\nabla$  est l'opérateur de gradient,  $\nabla \cdot$  est l'opérateur de divergence et  $c$  est un coefficient de diffusion. La version isotrope de l'équation (2.12) modélise la quantité de flou relative entre  $I_1$  et  $I_2$ . Leur algorithme ne nécessite que deux images floues, mais ils proposent une extension dans le cas où plus d'images floues sont disponibles.

## 2.3. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

Favaro et Soatto [22] voient le problème de la différence de flou de manière entièrement géométrique, c'est-à-dire que la structure 3D de la scène est directement évaluée à partir de la quantité de flou. Cette méthode possède l'avantage de ne pas avoir à respecter l'hypothèse équi focale. De plus, les deux algorithmes proposés par les auteurs ne nécessitent que des opérations matricielles simples qui peuvent être implantées en temps réel. Aussi, leurs expérimentations sur des images synthétiques et réelles montrent que les performances de l'algorithme ne sont pas influencées par la forme de la fonction d'étalement d'un point. Par contre, cette dernière doit être connue. Lou *et al.* [44] montrent qu'il est possible de reconstruire une scène à partir de la quantité de flou lorsque les paramètres intrinsèques de la caméra sont inconnus.

## 2.3 Reconstruction 3D par différence de flou

Dans cette section, nous verrons les détails de l'algorithme de Ziou et Deschênes permettant de reconstruire une scène en 3D à partir de la différence de flou et des paramètres de la caméra. Nous commencerons par détailler la version 1D de l'algorithme pour ensuite passer au cas 2D.

### 2.3.1 Différence de flou 1D

Soient  $T$  un pas d'échantillonnage régulier et  $I(x)$  une image. L'approximation de cette dernière par un polynôme d'Hermite de paramètre  $\frac{x}{\sigma_{her}}$  (voir appendice p. 77) se calcule par

$$I(x) = \sum_{n=0}^{\infty} c_n(kT) P_n(x - kT), \quad (2.14)$$

où

$$c_n(kT) = (I * h_n)(kT).$$

Les coefficients  $c_n(kT)$  correspondent à la convolution de l'image  $I$  par le filtre

$$h_n(x) = P_n(x)g_\sigma = (-1)^n \frac{d^n}{d(\frac{x}{\sigma})^n} \frac{1}{\sqrt{\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{\sigma^2}}.$$

$h_n(x)$  est égal à la  $n^{\text{e}}$  dérivée de la fonction gaussienne. À partir de ces équations, Ziou et Deschênes [89] ont montré que le paramètre  $\beta$  peut être estimé par

$$\beta_1 = \sqrt{4 \frac{(I_2 * h_0)(kT) - (I_1(kT))}{I_1''(kT)} - \sigma^2}. \quad (2.15)$$

ou par

$$\beta_2 = \sqrt{4 \frac{(I_2 * h_1)(kT) + \sigma(I_1'(kT))}{-\sigma I_1'''(kT)} - \sigma^2}, \quad (2.16)$$

où  $I'(kT)$ ,  $I''(kT)$  et  $I'''(kT)$  correspondent respectivement à la 1<sup>e</sup>, 2<sup>e</sup> et 3<sup>e</sup> dérivée de l'image  $I$ . Les deux valeurs du paramètre  $\beta$  s'expliquent par le fait que les développements mathématiques de Ziou et Deschênes utilisent les moments d'ordre 0 et 1 pour le calculs des coefficients  $c_n(kT)$  [89].

Nous sommes maintenant en mesure d'estimer la profondeur de la scène à partir de deux images floues unidimensionnelles. La résolution des équations (2.15) et (2.16) donne, pour chaque fenêtre locale, deux valeurs du paramètre  $\beta$ . La sélection du

### 2.3. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

meilleur paramètre se fait en minimisant la fonction d'erreur

$$e_{\beta}^2(x) = \sum_r (I_2(x+r) - (I_1 * g_{\beta}(x+r)))^2. \quad (2.17)$$

Il est important de noter que d'autres fonctions d'erreur peuvent être utilisées, telle que la somme des différences en valeur absolue.

Nous pouvons résumer l'algorithme de reconstruction par différence de flou unidimensionnel de Ziou et Deschênes en trois étapes :

1. Évaluer localement les paramètres  $\beta_1$  et  $\beta_2$  à l'aide des équations (2.15) et (2.16) ;
2. Choisir le meilleur  $\beta$  en minimisant la fonction d'erreur de l'équation (2.17) ;
3. Effectuer la reconstruction 3D à l'aide des  $\beta$  locaux, des paramètres intrinsèques de la caméra et de l'équation (2.11).

Puisque le flou est considéré comme localement constant à l'intérieur d'une fenêtre, cette dernière doit être petite. De cette hypothèse, nous pouvons dire que l'échantillonnage régulier à l'intérieur de la fenêtre doit lui aussi être petit.

#### 2.3.2 Différence de flou 2D

L'extension du modèle unidimensionnel au cas 2D est directe à cause de la propriété de séparabilité. Le produit tensoriel de deux groupes de polynômes d'Hermite unidimensionnel  $\{P_0(x)P_0(y), \dots, P_n(x)P_m(y), \dots\}$ , où  $n$  est le degré de  $x$  et  $m$  est le degré de  $y$ , donne un polynôme d'Hermite de dimension deux. Posons  $T_x$  et  $T_y$  l'échantillonnage de la fenêtre le long des axes  $x$  et  $y$ . Ziou et Deschênes ont montré

## CHAPITRE 2. RECONSTRUCTION 3D PAR LE FLOU

que la décomposition d'une image  $I_2(x, y)$  en polynômes locaux donne

$$I_2(x, y) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=0}^{\infty} \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L c_{n,m}(kT_x, lT_y) P_{n,m}(x - kT_x, y - lT_y) \frac{\sqrt{g_{\sigma}(x - kT_x, y - lT_y)}}{w(x, y)}, \quad (2.18)$$

où  $(2K + 1) \times (2L + 1)$  est la dimension de la fenêtre et  $c_{n,m}(kT_x, lT_y)$  est défini par

$$c_{n,m}(kT_x, lT_y) = (I_2(x, y) * h_{n,m})(kT_x, lT_y), \quad (2.19)$$

où  $h_{n,m} = P_{n,m}(x, y)g_{\sigma}(x, y)$ . À partir de ces développements mathématiques, les auteurs ont développé un algorithme afin d'estimer la quantité de flou présente dans une image. Soit une sommation finie pour un  $n$  et un  $m$  donné. À partir de l'équation 2.19, nous obtenons

$$\left\{ \begin{array}{l} c_{2r,2t}(kT_x, lT_y) = \sum_{p \geq r}^P \sum_{q \geq t}^Q s_{2r,2p} s_{2t,2q} I_1^{(2p)(2q)}(kT_x, lT_y), \\ c_{2r,2t+1}(kT_x, lT_y) = \sum_{p \geq r}^P \sum_{q \geq t}^Q s_{2r,2p} s_{2t+1,2q+1} I_1^{(2p)(2q+1)}(kT_x, lT_y), \\ c_{2r+1,2t}(kT_x, lT_y) = \sum_{p \geq r}^P \sum_{q \geq t}^Q s_{2r+1,2p+1} s_{2t,2q} I_1^{(2p+1)(2q)}(kT_x, lT_y), \\ c_{2r+1,2t+1}(kT_x, lT_y) = \sum_{p \geq r}^P \sum_{q \geq t}^Q s_{2r+1,2p+1} s_{2t+1,2q+1} I_1^{(2p+1)(2q+1)}(kT_x, lT_y). \end{array} \right. \quad (2.20)$$

### 2.3. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

où  $r = 0, 1, \dots, N$ ,  $t = 0, 1, \dots, M$  et

$$s_{n,p} = \begin{cases} \frac{(-1)^n \sigma^n}{(p-n)! 2^{\frac{(p-n)}{2}}} (p-n-1)(p-n-3) \dots 3\alpha^{p-n} & \text{si } 0 \leq n \leq p \text{ et } p-n \text{ est pair,} \\ (-1)^n \sigma^n & \text{si } n = p, \\ 0 & \text{autrement .} \end{cases} \quad (2.21)$$

où  $\alpha^2 = \sigma^2 + \beta^2$ . Le paramètre  $\beta$  est estimé en utilisant l'équation 2.19 et chacune des équations de 2.20 afin de former un système à deux équations et deux inconnues ( $c_{n,m}$  et  $s_{n,p,m,q}$ ). Nous obtenons pour chaque pixel  $(x, y)$  quatre valeurs pour le paramètre  $\beta$ . Nous choisissons celui qui minimise la fonction d'erreur

$$e_{\beta}^2(x, y) = \sum_r \sum_s (I_2(x+r, y+s) - (I_1 * g_{\beta})(x+r, y+s))^2.$$

La reconstruction 3D de la scène se fait à partir des  $\beta$  obtenus et de l'équation 2.11.

Dans ce chapitre, nous avons vu comment modéliser le flou à l'aide de la fonction d'étalement d'un point. Nous avons constaté qu'il est possible d'utiliser le flou comme indice de profondeur et plus précisément, nous avons exploré la différence de flou. Nous avons étudié son application à l'aide de l'algorithme de Ziou et Deschênes permettant de reconstruire une scène en 3D. Nous avons d'abord vu l'algorithme unidimensionnel, puis son extension dans le cas 2D.

## CHAPITRE 2. RECONSTRUCTION 3D PAR LE FLOU

## Chapitre 3

### Flou dans un capteur linéaire

Dans ce chapitre, nous verrons en détail le fonctionnement d'un capteur linéaire, particulièrement dans le cas rotatif. Nous analyserons l'impact de ce type de capteur sur la formation du flou. De plus, nous proposerons une adaptation de l'algorithme par différence de flou de Ziou et Deschênes [89] dans le cas d'images formées à l'aide de ce type de capteur.

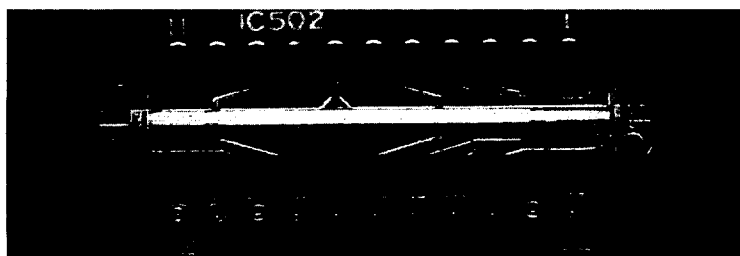


FIGURE 3.1 – Capteur CCD linéaire. Tiré de Wikipédia.



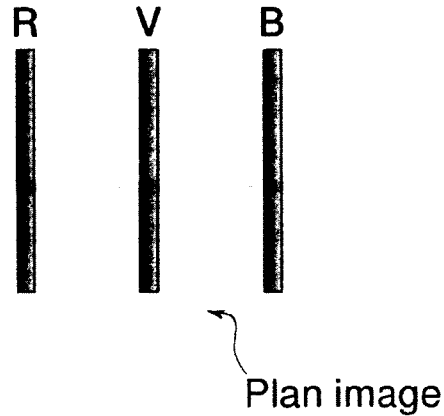


FIGURE 3.2 – Capteur linéaire trichromatique.

### 3.1 Capteur linéaire

On appelle capteur linéaire (figure 3.1), une matrice  $1 \times H$  de petites cellules photoélectriques équidistantes, où  $H$  représente la résolution du capteur en hauteur. Cette matrice sert à l'acquisition de l'intensité lumineuse de la scène. Dans le cas monochromatique, une seule matrice d'acquisition est nécessaire. Dans le cas plurichromatique, il existe plusieurs configurations permettant de former des images couleurs. Par exemple, la caméra *Panoscan MK3*<sup>1</sup> que nous avons utilisée pour tester possède un capteur trilinéaire, semblable à celui de la figure 3.2. Chacune des trois matrices permet l'acquisition d'une bande de couleur, soit le rouge, le vert et le bleu. L'acquisition de chaque bande est faite en parallèle. Chaque cellule du capteur possède en général une aire carrée.

Il y a plusieurs technologies de formation d'images à l'aide de ce type de capteur. Par exemple, la caméra *Panoscan MK3* utilise un tel capteur trilinéaire en rotation

---

<sup>1</sup><http://www.panoscan.com/>

### 3.1. CAPTEUR LINÉAIRE

autour d'un axe. D'autres technologies utilisent un capteur linéaire en translation le long d'un axe, par exemple dans le cas d'un numériseur plat [18]. Aussi, il est possible de former une image non pas en bougeant le capteur, mais en déplaçant la scène, par exemple à l'aide d'un convoyeur sur une chaîne d'assemblage [33]. Dans tous les cas, une image rectangulaire est formée en juxtaposant plusieurs images linéaires.

L'avantage des capteurs linéaires réside dans le fait qu'ils permettent la formation d'images possédant une très haute résolution à l'aide d'une seule colonne de pixels, ce qui permet de réduire considérablement le coût de production du capteur [9]. De plus, les caméras panoramiques utilisant le capteur linéaire permettent la création d'un panorama complet en quelques minutes. Par contre, la formation d'images à l'aide de ce type de capteur introduit des distorsions, comme celle introduite par la projection cylindrique que nous avons vu au chapitre 1.1.

Pour la suite du mémoire, nous considérons le cas d'un capteur linéaire en rotation autour d'un axe à cause des avantages évoqués à la section 1.1.2 (p. 7). La principale différence entre ce type de capteur et le capteur rectangulaire 2D standard, mis à part la dimension du capteur, se situe dans la façon de construire l'image, comme mentionnée précédemment.

Posons  $\varphi$ , la position initiale du capteur. L'acquisition des images linéaires nécessaires à la formation d'une image rectangulaire est faite séquentiellement en déplaçant le capteur (ou la scène) d'un incrément  $\varphi + \Delta\varphi$ . Il est important de noter que l'axe optique tourne avec le capteur. L'acquisition s'arrête lorsque l'image acquise contient toute la scène voulue.

Il existe trois cas possibles lors de la formation d'images à l'aide d'un tel capteur. Dans le premier cas, l'espace entre les champs visuels est nul. Ceci correspond

### CHAPITRE 3. FLOU DANS UN CAPTEUR LINÉAIRE

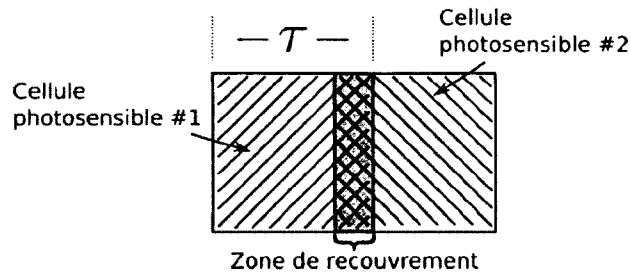


FIGURE 3.3 – Zone de recouvrement entre deux cellules du capteur.  $\tau$  représente la dimension d'une cellule carrée.

approximativement au mode de formation d'un capteur 2D standard lorsqu'utilisé avec une projection perspective normale. Dans le deuxième cas, le champ visuel d'une cellule photosensible à la position  $\varphi$  recouvre une partie du champ visuel de cette même cellule à la position  $\varphi + \Delta\varphi$  (figure 3.3). Dans le dernier cas, il y a un trou entre le champ visuel d'une cellule à la position  $\varphi$  et le champ visuel de cette même cellule à la position  $\varphi + \Delta\varphi$ .

Dans la réalité, le cas idéal est difficile à mettre en œuvre à cause de l'aspect mécanique de la caméra rotative. Il est important de noter que la vitesse de rotation du capteur n'est pas toujours la même d'une acquisition d'une colonne à l'autre. Cela affecte la façon dont l'image est échantillonnée. En effet, même si les cellules du capteur sont carrées, le recouvrement (ou son absence) des champs visuels lors de la formation de l'image aura pour effet d'affecter l'aire effective de la scène que représente un pixel. En effet, la représentation informatique d'une image présuppose un échantillonnage  $\chi$  égal dans les deux dimensions (pixels carrés).

Nous avons vu à la section 2.1.2 que lorsque le champ visuel d'un pixel est carré, la fonction d'étalement peut être modélisée par une gaussienne isotrope. Or, ce n'est pas le cas avec un capteur linéaire en rotation. En effet, le champ visuel d'un pixel a plus

### 3.1. CAPTEUR LINÉAIRE

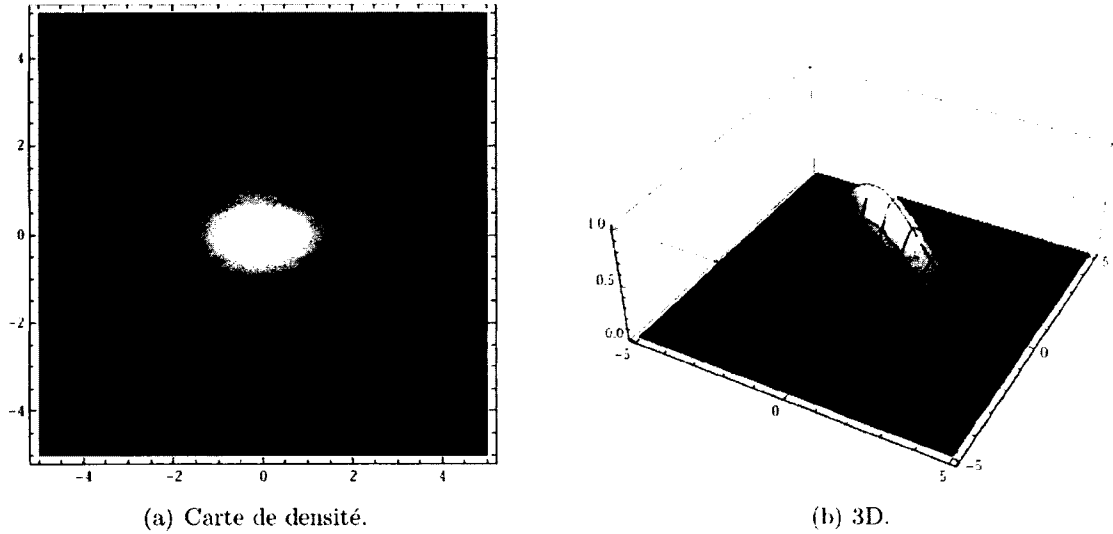


FIGURE 3.4 – Fonction gaussienne anisotrope.

de chance d'avoir une aire rectangulaire, c'est-à-dire que le champ visuel horizontal n'a pas la même dimension que le champ visuel vertical. Afin de couvrir tous les cas de figure, la composante  $h_{rect}$  de la fonction d'étalement d'un point devrait être rectangulaire plutôt que de poser systématiquement que  $W_x = W_y$ . Ceci a pour conséquence que la fonction d'étalement totale résultante est anisotrope. L'équation d'une fonction gaussienne anisotrope est

$$g_{\sigma_x, \sigma_y}(x, y) = \left[ \frac{1}{\sqrt{\pi}\sigma_x} \exp\left(\frac{-x^2}{\sigma_x^2}\right) \right] \left[ \frac{1}{\sqrt{\pi}\sigma_y} \exp\left(\frac{-y^2}{\sigma_y^2}\right) \right]. \quad (3.1)$$

La figure 3.4 montre l'allure d'une fonction gaussienne anisotrope dont les paramètres ont été arbitrairement choisis à des fins d'illustration. Nous avons testé l'anisotropie de la fonction d'étalement sur des images panoramiques réelles au chapitre 4.

## 3.2 Différence de flou panoramique

Notre principal problème avec l'utilisation de l'algorithme original de Ziou et Deschêne pour un capteur linéaire est que celui-ci prend pour acquis qu'un pixel représente une aire carrée. Dans ce cas, nous avons vu à la section 2.1.2 que la fonction d'étalement d'un point considérée est une gaussienne isotrope. Nous avons aussi vu à la section 2.3 (p. 29) que la différence de flou est essentiellement obtenue par la convolution entre l'image locale et un filtre d'Hermite 1D de paramètre  $\frac{x}{\sigma_{her}}$ . Lorsque la fonction d'étalement gaussienne est isotrope, ce dernier est égal le long des axes horizontal et vertical. Or, l'étude de la formation d'image à l'aide d'un capteur linéaire en rotation à la section 3.1 nous porte à croire qu'un pixel a une plus forte chance d'être représenté par un champ visuel rectangulaire. Au chapitre 4, nous avons testé la reconstruction avec l'hypothèse d'un champ visuel carré. Nous avons trouvé une erreur dans la reconstruction de l'ordre de 6% causée principalement par l'anisotropie de la fonction d'étalement.

Puisque le capteur en rotation ne subit pas de mouvement vertical, nous serions tentés de n'utiliser que l'information du flou fournie par l'axe horizontal. Malheureusement, cela n'est pas possible. Puisque l'aire de la cellule du capteur est carrée et que la lentille forme une surface 2D, la fonction d'étalement doit être modélisée par une fonction 2D. Même si la fonction gaussienne 2D est séparable, on ne peut pas ne pas en tenir compte. À partir de la définition de la convolution 1D

$$\begin{aligned}
 y(m) &= (g_\sigma * f)(m), \\
 &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_\sigma(k)f(m-k),
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

### 3.2. DIFFÉRENCE DE FLOU PANORAMIQUE

où  $m$  et  $k$  sont des entiers,  $g_\sigma$  est la fonction d'étalement gaussienne de paramètre  $\sigma$ .  $f$  est l'image d'entrée et  $y$  l'image de sortie, il est facile de montrer l'inégalité entre la convolution d'une image 2D par un noyau gaussien 2D et la convolution d'une image 2D par un noyau gaussien 1D appliqué colonne par colonne.

L'anisotropie de la fonction d'étalement due au champ visuel rectangulaire peut être aussi vue sous l'angle selon lequel le pas d'échantillonnage de l'image est différent selon l'axe horizontal ( $W_x$ ) et l'axe vertical ( $W_y$ ). Sans perte de généralisation, considérons que le pas d'échantillonnage vertical est un alors que celui de l'axe horizontal est  $\omega = \frac{W_x}{W_y}$ ,  $\omega \in \mathbb{R}^+$ .

Afin de compenser pour cet échantillonnage différent, nous proposons simplement de modifier le pas d'échantillonnage horizontal (aussi noté pas de filtrage)  $\chi \in \mathbb{R}^+$  dans la convolution utilisée par Ziou et Deschênes. À partir de l'équation (3.2), nous pouvons écrire

$$y(m) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_\sigma(\chi k) f(m - \chi k).$$

Dans le cas où le champ visuel d'un pixel est carré, nous avons les valeurs  $f(m)$ . À cause de l'échantillonnage différent de facteur  $\omega$  causé par un champ visuel rectangulaire, nous avons les valeurs  $f(\omega m)$  plutôt que les valeurs  $f(m)$ . En remplaçant, nous obtenons

$$y(\omega m) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_\sigma(\chi k) f(\omega m - \chi k).$$

### CHAPITRE 3. FLOU DANS UN CAPTEUR LINÉAIRE

Pour rester cohérent et afin d'avoir  $m - k$  entier, il faut poser  $\omega = \chi$

$$y(\omega m) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g_{\sigma}(\chi k) f(\chi(m - k)).$$

Cette modification de la convolution aura pour effet de simuler un champ visuel carré pour chaque pixel. Les équations (2.15) et (2.16) deviennent alors

$$\beta_1 = \sqrt{4 \frac{(I_2 * h_0)(\omega k T) - (I_1(k T))}{I_1''(k T)} - \sigma^2}, \quad (3.3)$$

ou par

$$\beta_2 = \sqrt{4 \frac{(I_2 * h_1)(\omega k T) + \sigma(I_1'(k T))}{-\sigma I_1'''(k T)} - \sigma^2}, \quad (3.4)$$

L'extension en 2D est directe à cause de la séparabilité de la convolution avec un noyau gaussien. Les coefficients de l'équation (2.19) deviennent alors

$$c_{n,m}(\omega k T_x, l T_y) = (I_2(x, y) * h_{n,m})(\omega k T_x, l T_y).$$

L'algorithme 3.1 donne le pseudo-code de la convolution modifiée. Il est important de noter que seule la convolution a été modifiée dans l'algorithme de reconstruction par différence de flou de Ziou et Deschênes. Le reste de l'algorithme ainsi que les différents paramètres restent inchangés.

### 3.2. DIFFÉRENCE DE FLOU PANORAMIQUE

**Entrées :** Image : Image d'entrée

$g_{\sigma_x}$  : Fonction d'étalement horizontale discrète

$g_{\sigma_y}$  : Fonction d'étalement verticale discrète

$\chi$  : Pas de filtrage horizontal

**Sorties :** ImageConvo : Image convoluée

```
1 début
2    $x, y = 0$ 
3   pour chaque  $y < Image.Hauteur$  faire
4     pour chaque  $x < Image.Largeur$  faire
5       Filtre =  $g_{\sigma_x}.DernierElement$ 
6       pour chaque  $i < g_{\sigma_x}.Largeur$  faire
7          $d = x + i * \chi$ 
8          $n = PartieEntiere(d)$ 
9          $p = d - n$ 
10         $Pix = (Image(x,y) * (1.0-p)) + (Image(x+1,y) * p)$ 
11         $ImageTemporaire(x,y) += Pix * Filtre$ 
12        Filtre.ÉlémentPrécédent()
13      fin
14    fin
15  fin
16   $x, y = 0$ 
17  pour chaque  $y < Image.Hauteur$  faire
18    pour chaque  $x < Image.Largeur$  faire
19      Filtre =  $g_{\sigma_y}.DernierElement$ 
20      pour chaque  $i < g_{\sigma_y}.Largeur$  faire
21         $ImageConvo(x,y) = (ImageTemporaire(x,y) * Filtre)$ 
22        Filtre.ÉlémentPrécédent()
23      fin
24    fin
25  fin
26 fin
```

ALGORITHME 3.1 – Convolution modifiée.



### CHAPITRE 3. FLOU DANS UN CAPTEUR LINÉAIRE

En résumé, nous avons proposé de prendre en compte le champ visuel rectangulaire d'un pixel en modifiant la convolution utilisée dans l'algorithme de Ziou et Deschènes dans le but de simuler l'aspect carré du champ visuel d'un pixel généralement retrouvé en imagerie standard. Maintenant que nous avons vu les contributions théoriques, passons à la validation expérimentale.

# Chapitre 4

## Résultats expérimentaux

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à deux problématiques. Tout d'abord, nous montrons expérimentalement l'anisotropie de la fonction d'étalement d'un point dans le cas d'un capteur linéaire en rotation autour d'un axe. Ensuite, nous nous intéressons à montrer l'impact du modèle de formation du flou anisotrope sur la reconstruction 3D par différence de flou [89]. Nous testons l'algorithme modifié de reconstruction par différence de flou de Ziou et Deschênes afin de prendre en compte le modèle de flou d'une caméra linéaire. Nous montrons que les résultats obtenus à l'aide de l'algorithme adapté sur des images rééchantillonnées sont très près des résultats obtenus à l'aide de l'algorithme original sur des images non rééchantillonnées.

### 4.1 Anisotropie du flou

Afin de mesurer l'anisotropie de la fonction d'étalement d'un point, nous avons utilisé des images en tons de gris provenant d'une caméra rotative à bande *Panoscan MK3*. Cette dernière permet de régler le plan  $u$  à partir duquel les points se projettent

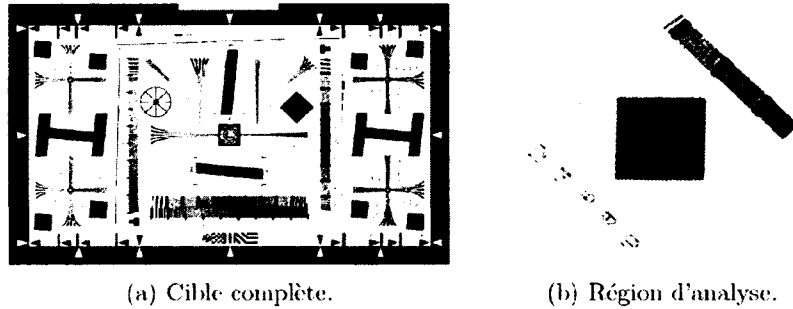


FIGURE 4.1 – Cible *I3A/ISO*.

au foyer (en m), le temps d'exposition du capteur (en seconde), le paramètre ISO, la résolution de l'image (en pixels) ainsi que la distance focale  $F'$  (en mm). Pour l'expérience, nous avons fixé les paramètres  $u$  à 1m,  $F'$  à 35mm et la sensibilité à 800 ISO. Afin de mesurer le flou, nous avons utilisé les contours horizontaux et verticaux présents sur une région (figure 4.1(b)) d'une cible de calibration *I3A/ISO* (figure 4.1(a)). Nous avons aligné la cible de telle sorte que l'axe optique de la caméra soit perpendiculaire au plan de la cible. De plus, nous avons aligné les contours verticaux de la région d'analyse de manière à ce que ceux-ci soient perpendiculaires au plancher (que nous supposons droit). Nous avons fait ceci pour bien séparer la mesure du flou horizontal de la mesure du flou vertical.

Afin de mesurer la quantité de flou, nous avons exécuté une régression non linéaire de la fonction d'erreur *erf* sur un nombre de lignes et de colonnes variant entre 100 et 180. Ceci nous a permis d'obtenir directement la valeur du paramètre  $\sigma$  de la fonction d'étalement d'un point puisque *erf* est l'intégrale d'une fonction gaussienne. Nous avons ensuite calculé l'erreur moyenne des régressions par rapport aux données réelles du contour afin de s'assurer de sa qualité. Nous voyons clairement sur la figure 4.2, l'anisotropie de la fonction d'étalement, puisque la quantité de flou mesurée n'est

## 4.1. ANISOTROPIE DU FLOU

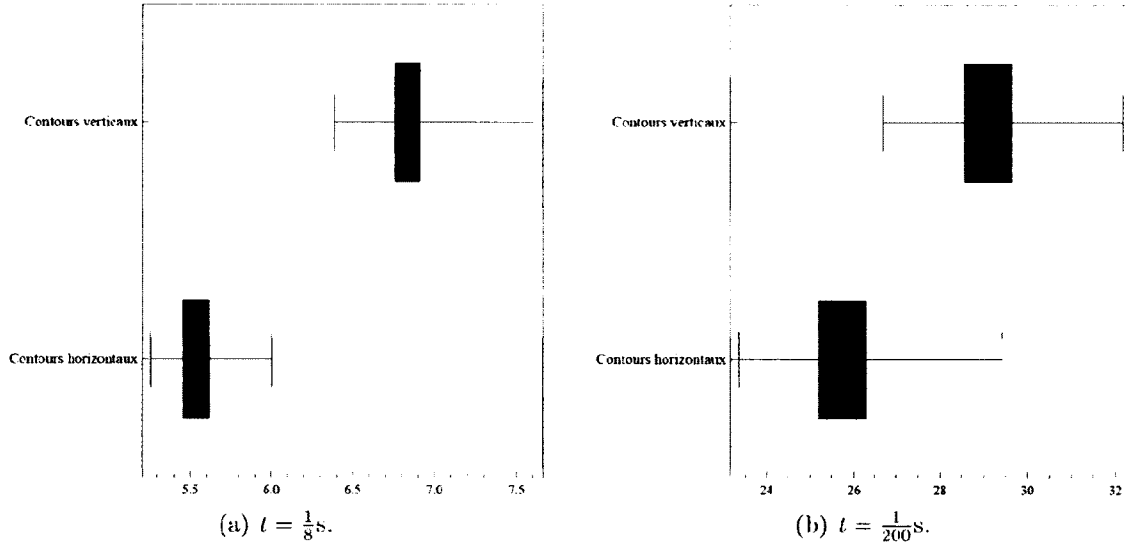


FIGURE 4.2 – Estimation du flou pour les temps  $t$  minimum et maximum. L’axe horizontal représente la valeur du paramètre  $\sigma$  mesuré. La longueur des moustaches vaut 1.5 fois l’écart interquartile.

pas la même sur les contours verticaux que sur les contours horizontaux, et ce, en utilisant différents paramètres de temps d’exposition. Nous mesurons l’anisotropie par le ratio des paramètres de flou des contours horizontaux sur verticaux  $\psi = \frac{\sigma_x}{\sigma_y}$ . Plus de résultats sont disponibles aux sections 4.1.1 et 4.1.2.

### 4.1.1 Dépendance par rapport au temps d’exposition

Dans cette section, nous voulons montrer que l’anisotropie de la fonction d’étalement d’un point est dépendante de la vitesse de rotation du capteur. Pour ce faire, nous avons mesuré le flou sur 180 lignes et 180 colonnes pour 14 temps d’exposition différents entre  $t = \frac{1}{8} \text{ s}$  et  $t = \frac{1}{200} \text{ s}$ . La cible est toujours située à une profondeur  $Z_c = 25 \text{ cm}$  de la caméra afin d’avoir un nombre de lignes et de colonnes du motif de l’image capturée suffisant pour l’analyse. La figure 4.3 montre un exemple de résultat

## CHAPITRE 4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

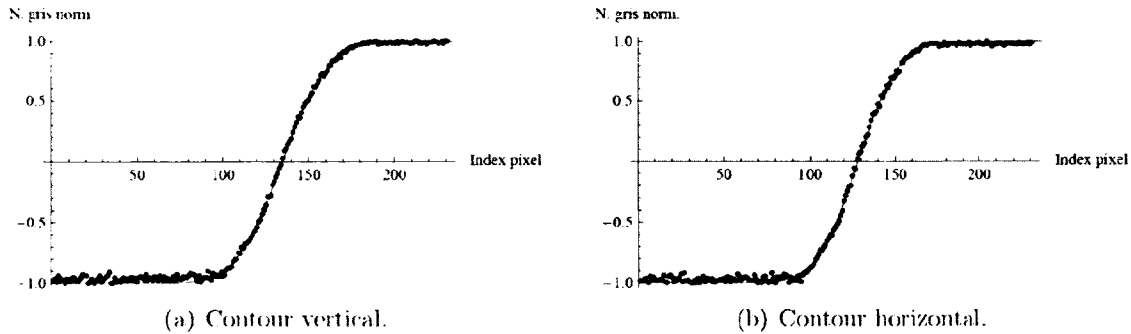


FIGURE 4.3 – Régression et données réelles. Exemple.

des régressions sur les données réelles d'un contour vertical et horizontal, pour un temps d'exposition  $t = \frac{1}{60}$ s. L'axe vertical correspond au niveau de gris normalisé par une constante du contour. Plutôt que d'avoir des valeurs dans l'intervalle de niveaux de gris  $[0, 255]$ , nous normalisons par une constante afin d'obtenir des valeurs dans l'intervalle  $[-1, 1]$ . Ceci permet de faciliter la régression de la fonction d'erreur qui s'exprime généralement dans l'intervalle  $[-1, 1]$ . La normalisation ne change rien au résultat de la valeur de flou obtenue, car la valeur du paramètre  $\sigma$  reste inchangée.

La figure 4.4 montre des exemples d'erreurs moyennes (élevées au carré) entre la régression et les données réelles pour chaque ligne et chaque colonne. L'échelle de la mesure est  $[0, 1]$ . Nous pouvons constater que l'approximation est très près de la réalité, validant ainsi le paramètre  $\sigma$  trouvé.

Le tableau 4.1 résume les valeurs moyennes de flou, l'écart-type ainsi que le ratio d'anisotropie trouvés pour les contours verticaux et horizontaux à chaque temps d'exposition  $t$ . Rappelons qu'un ratio d'anisotropie  $\psi = 1$  correspond à une fonction gaussienne isotrope. Nous constatons que les valeurs de flou estimées augmentent à mesure que le temps d'exposition diminue. La figure 4.5 illustre ce phénomène. De plus, nous notons que le ratio d'anisotropie croît avec le temps d'exposition. La

## 4.1. ANISOTROPIE DU FLOU

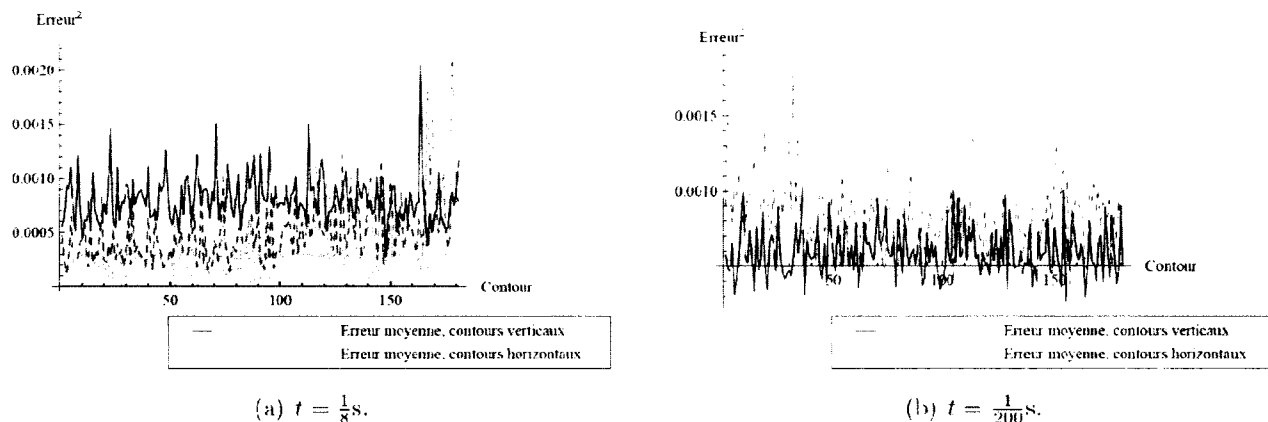


FIGURE 4.4 – Erreur moyenne de la régression pour les temps  $t$  minimum et maximum.

figure 4.6 illustre cette tendance. Il est important de noter que la précision de la mesure pour les temps d'exposition courts est moindre à cause des contraintes mécaniques de l'appareil.

À partir de ces résultats, nous concluons que l'anisotropie est dépendante du temps d'exposition du capteur. De plus, la quantité de flou mesurée est dépendante de ce dernier. En effet, plus le temps d'exposition est petit, plus la quantité de flou est grande. Ceci est causé par le mouvement de rotation plus rapide du capteur qui introduit une quantité de flou supplémentaire et pouvant être modélisée par une convolution. Il est donc important d'utiliser le même temps d'exposition lors de l'acquisition des images servant à faire la reconstruction 3D par différence de flou.

### 4.1.2 Indépendance par rapport à la profondeur

Dans cette section, nous montrons l'indépendance de l'anisotropie du flou par rapport à la profondeur de la scène. Une série d'images de la cible a été acquise à des profondeurs variant de 56cm à 177.92cm par incrément de 15.24cm. Une conversion

## CHAPITRE 4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

TABLE 4.1 – Valeurs de flou moyennes, écart-type et ratio d'anisotropie  $\psi$  pour les contours verticaux et horizontaux à chaque temps d'exposition  $t$ .

$t$	Contours verticaux		Contours horizontaux		$\psi$
	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	
$\frac{1}{8}$ s	6.8514	0.1331	5.5314	0.1085	1.2386
$\frac{1}{10}$ s	7.2281	0.1072	6.0427	0.0939	1.1961
$\frac{1}{12}$ s	7.8092	0.0850	6.6708	0.0744	1.1706
$\frac{1}{15}$ s	8.7955	0.0903	7.7420	0.1020	1.1360
$\frac{1}{20}$ s	10.5943	0.1106	9.4319	0.1122	1.1232
$\frac{1}{25}$ s	11.8917	0.1102	10.5638	0.1470	1.1256
$\frac{1}{30}$ s	13.5211	0.1173	12.1201	0.1735	1.1155
$\frac{1}{40}$ s	16.5573	0.2196	14.9606	0.2326	1.1067
$\frac{1}{50}$ s	19.5128	0.2115	17.4103	0.1800	1.1207
$\frac{1}{60}$ s	21.6457	0.1699	19.1689	0.1381	1.1292
$\frac{1}{80}$ s	23.8333	0.2423	20.9871	0.2216	1.1356
$\frac{1}{100}$ s	25.0001	0.3483	22.0899	0.2871	1.1317
$\frac{1}{160}$ s	27.4742	0.6513	24.4702	0.5713	1.1227
$\frac{1}{200}$ s	29.1728	0.9112	25.8440	0.8763	1.1288

du système impérial au système métrique a été faite pour la mesure des profondeurs à cause des contraintes matérielles du montage. Le temps d'exposition est toujours de  $\frac{1}{60}$ s. car c'est cette valeur qui donne l'image dont l'intensité lumineuse se rapproche le plus de celle observée par un oeil humain. L'analyse du flou a été faite, pour chaque image, sur 100 lignes et 100 colonnes. Ce nombre correspond au maximum pouvant être traité lorsque la cible se trouve à 177.92cm de la caméra.

La figure 4.7 montre les résultats des régressions sur les données réelles d'un contour vertical et d'un contour horizontal, situé à  $Z_c = 56$ cm. Encore une fois, la normalisation des niveaux de gris par une constante ne change pas le résultat de la valeur de flou estimée. La figure 4.8 montre des exemples d'erreurs moyennes entre les données réelles et la régression pour chaque ligne et chaque colonne. L'échelle de

#### 4.1. ANISOTROPIE DU FLOU

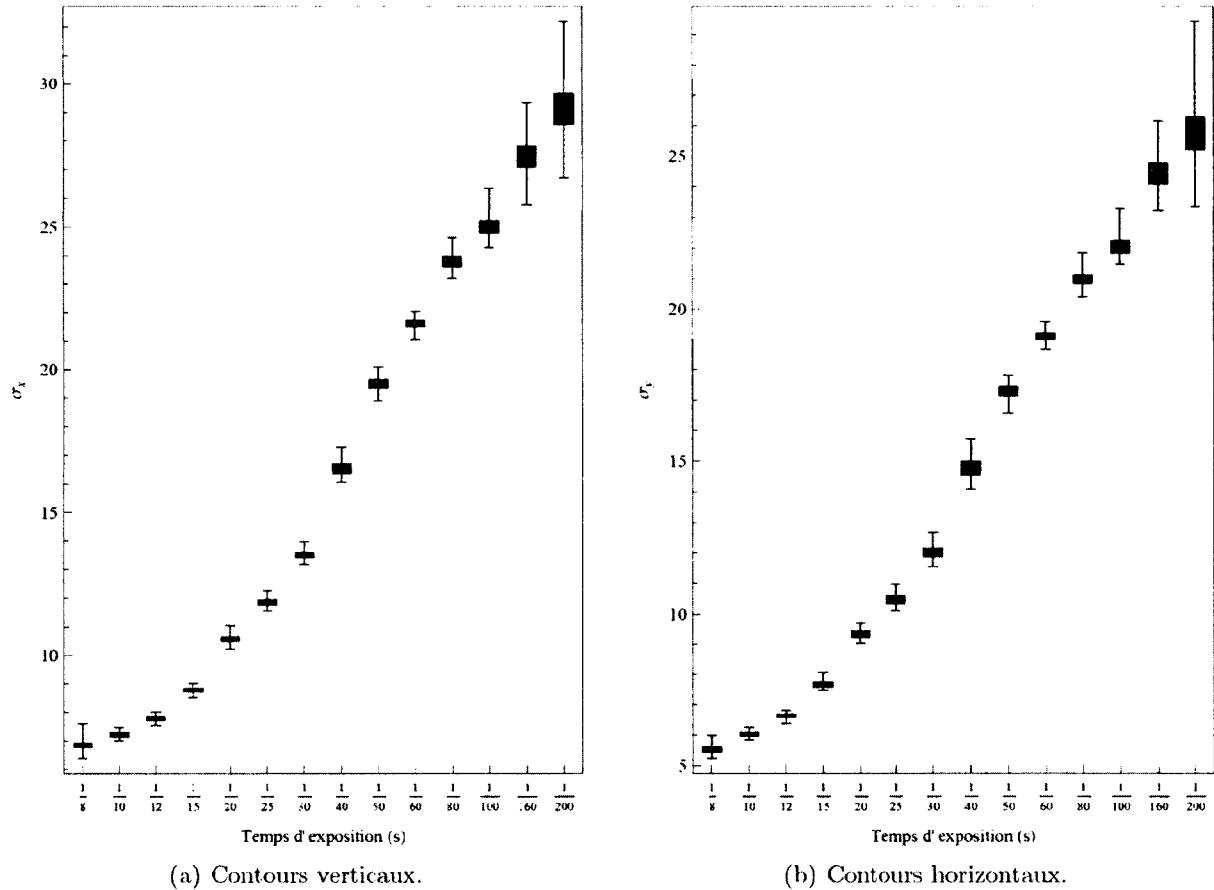


FIGURE 4.5 – Estimation du flou selon le temps d'exposition. La longueur des moustaches vaut 1.5 fois l'écart interquartile.

la mesure est  $[0, 1]$ . Nous pouvons constater que l'approximation est très précise. Ceci reste vrai à toutes les profondeurs.

La figure 4.9 montre clairement l'anisotropie de la fonction d'étalement pour des profondeurs de 56cm et 177.92cm. Nous constatons que l'estimation du flou sur les contours verticaux n'est pas la même que celle des contours horizontaux. Les résultats sont semblables pour les autres profondeurs.



## CHAPITRE 4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

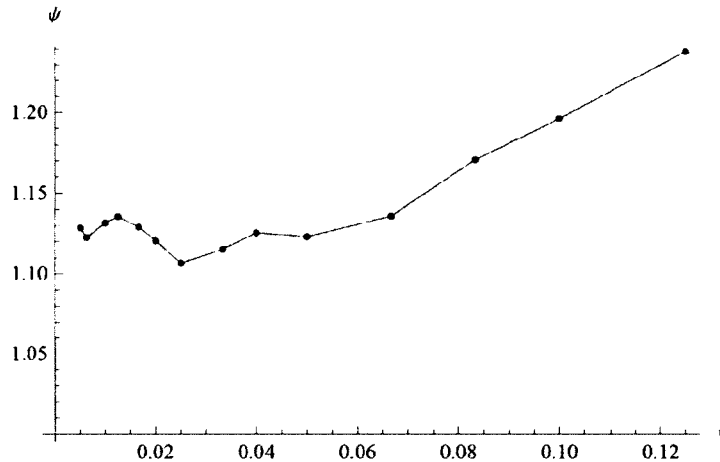


FIGURE 4.6 – Ratio d'anisotropie  $\psi$  pour chaque temps d'exposition  $t$ .

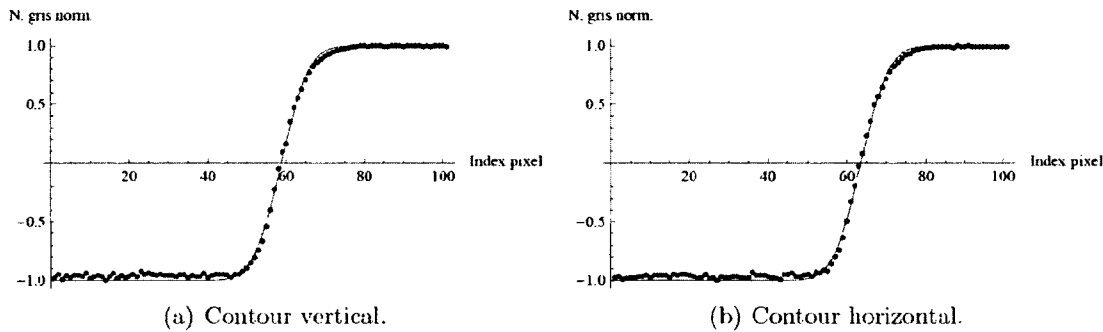


FIGURE 4.7 – Régression et données réelles. Exemple.

Le tableau 4.2 montre les valeurs de flou moyennes ainsi que l'écart-type trouvé pour les contours verticaux et horizontaux à chaque profondeur  $Z_c$ . Nous pouvons voir que l'estimation du flou tend vers zéro lorsqu'on s'approche du plan de la scène à partir duquel se projettent les points au foyer. Cette valeur n'est pas zéro, car le mouvement du capteur ainsi que la lentille introduisent une certaine quantité de flou. La figure 4.10 illustre ce phénomène. Ensuite, nous pouvons constater que le ratio d'anisotropie reste relativement constant, ce qui nous permet de conclure que

#### 4.1. ANISOTROPIE DU FLOU

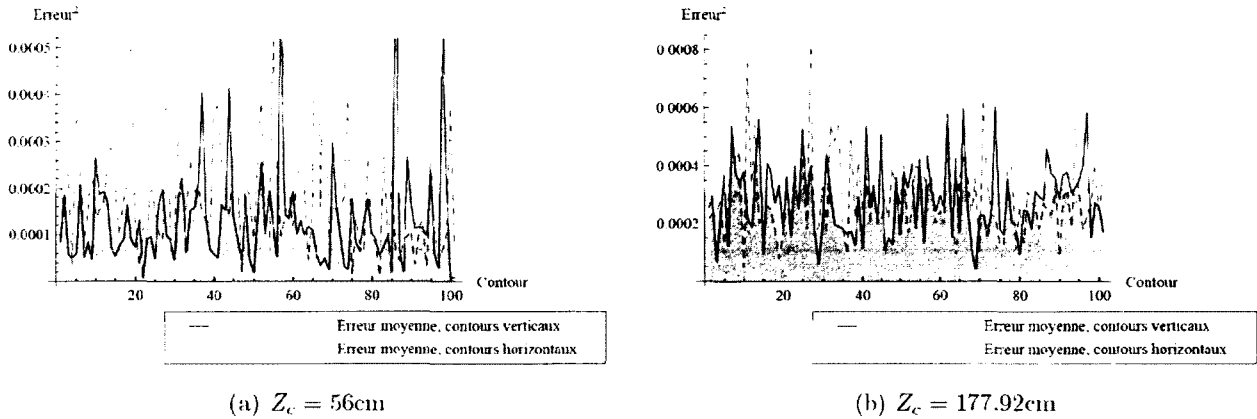


FIGURE 4.8 – Erreur moyenne de la régression pour les profondeurs  $Z_c$  minimum et maximum.

TABLE 4.2 – Valeurs de flou moyenne, écart-type et ratio d'anisotropie  $\psi$  pour les contours verticaux et horizontaux à chaque profondeur  $Z_c$ .

$Z_c$	Contours verticaux		Contours horizontaux		
	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	$\psi$
56cm	5.6565	0.0715	5.5937	0.0832	1.0112
71.24cm	2.8477	0.0444	2.8097	0.0507	1.0135
86.48cm	1.1163	0.0254	1.1157	0.0261	1.0005
101.72cm	0.5654	0.0393	0.4711	0.0198	1.2002
116.96cm	1.1353	0.0280	1.0401	0.0295	1.0915
132.2cm	1.7092	0.0381	1.6740	0.0293	1.0210
147.44cm	2.1590	0.0399	2.1155	0.0410	1.0205
162.68cm	2.5535	0.0429	2.5170	0.0428	1.014
177.92cm	2.7677	0.0449	2.8957	0.4751	0.9558

ce dernier n'est pas dépendant de la profondeur de la scène. De plus, la quantité de flou dépend de cette dernière ce qui est un phénomène normal de la formation d'image par une caméra à lentille. Ce phénomène nous permet d'obtenir l'information tridimensionnelle de la scène à partir du flou.

## CHAPITRE 4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

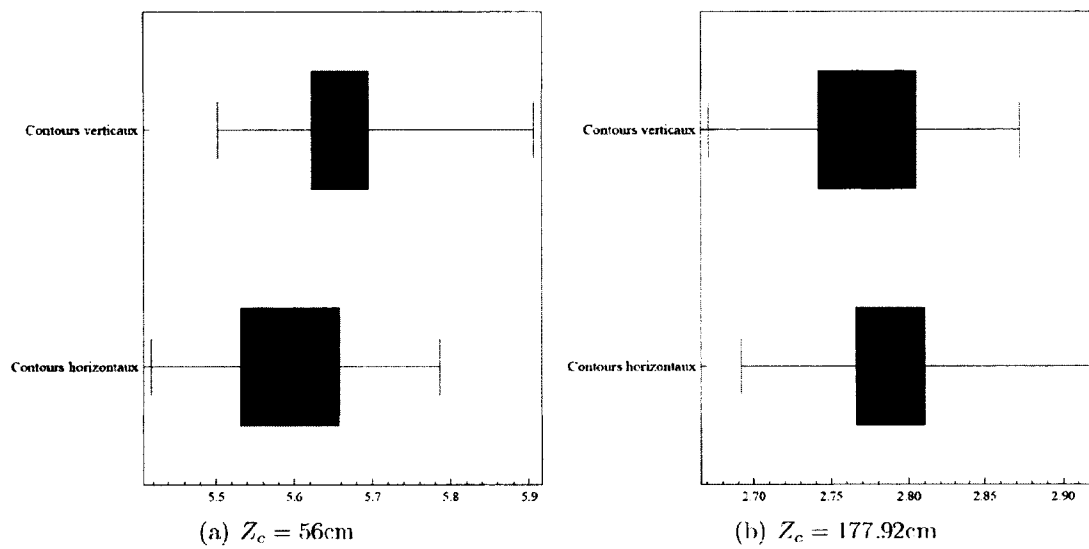


FIGURE 4.9 – Estimation du flou. L'axe horizontal représente la valeur du paramètre  $\sigma$  mesuré. La longueur des moustaches vaut 1.5 fois l'écart interquartile.

#### 4.1. ANISOTROPIE DU FLOU

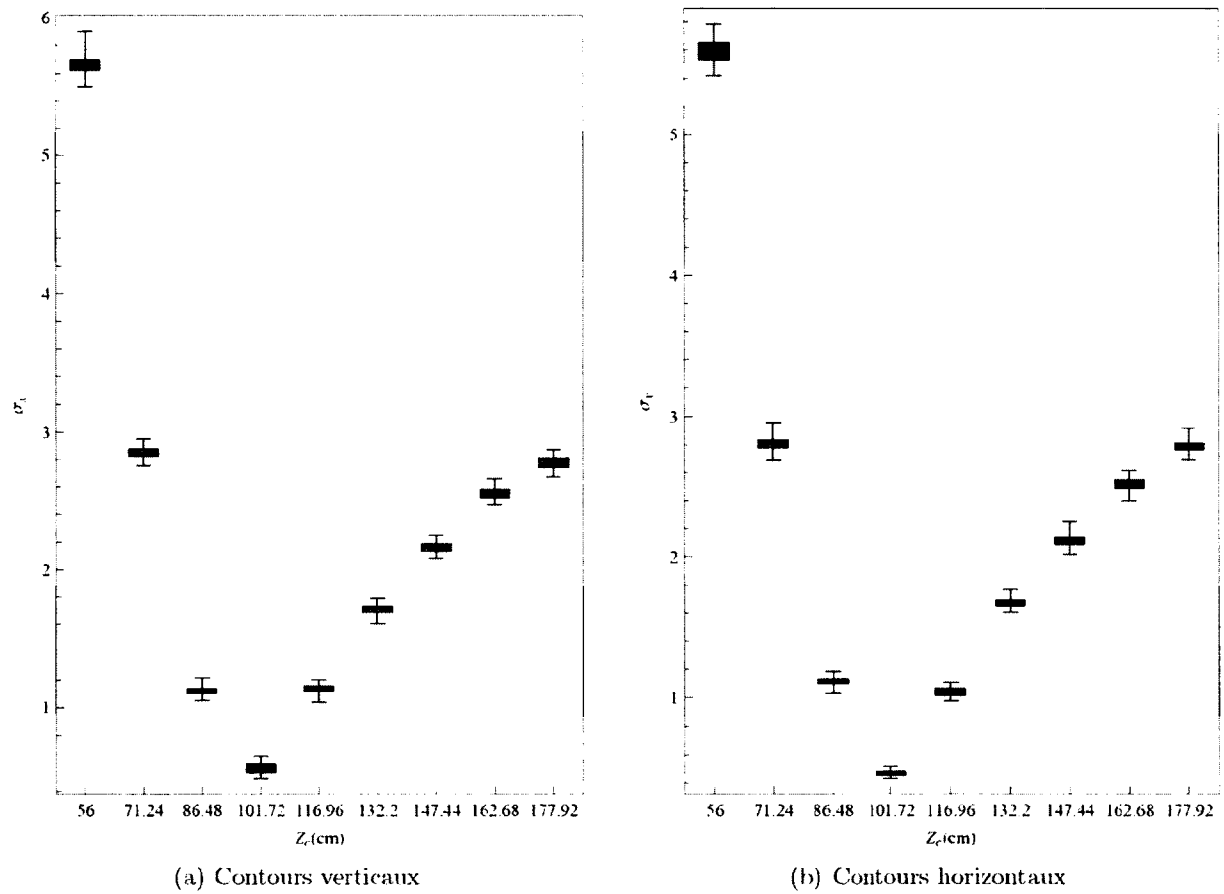


FIGURE 4.10 – Estimation du flou selon la profondeur. La longueur des moustaches correspond à 1.5 fois l'écart interquartile.

## CHAPITRE 4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

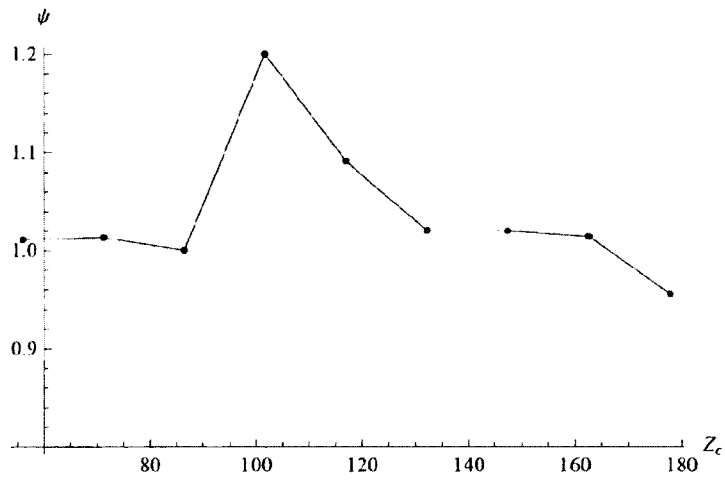


FIGURE 4.11 - Ratio d'anisotropie  $\psi$  pour chaque profondeur  $Z_c$ .

## 4.2. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

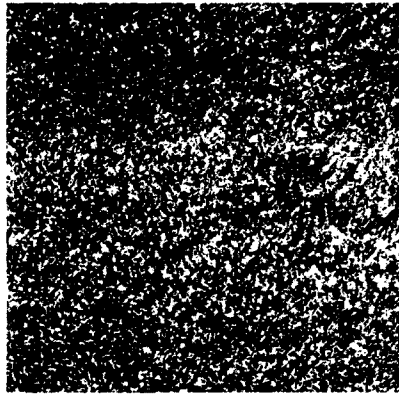
### 4.2 Reconstruction 3D par différence de flou

Dans cette section, nous mesurons l'impact du modèle de flou d'une caméra rotative à bande sur la reconstruction 3D. Pour ce faire, nous avons généré des images synthétiques simulant le comportement de la caméra à partir d'images texturées (figure 4.12). Ces textures sont tirées de la collection d'images Brodatz [11] et possèdent des caractéristiques spatiales et spectrales différentes. La résolution native des images est de  $640 \times 640$  pixels. Nous n'utilisons pas d'images réelles, car il n'existe pas, au meilleur de nos connaissances, de méthodes permettant de calibrer l'ouverture d'une caméra rotative à bande [9, 35]. Nous avons besoin de ce paramètre afin de calculer l'ouverture relative utilisée dans le calcul de la différence de flou. Nous montrons que l'algorithme original de reconstruction par différence de flou de Ziou et Deschênes ne s'applique pas directement aux images synthétiques. De plus, nous montrons que nous ne pouvons pas utiliser seulement l'information de flou vertical colonne par colonne parce que l'estimation du flou vertical est lié au flou horizontal. Ensuite, nous présentons les résultats obtenus à l'aide de l'algorithme adapté (sections 4.2.4 et 4.2.5).

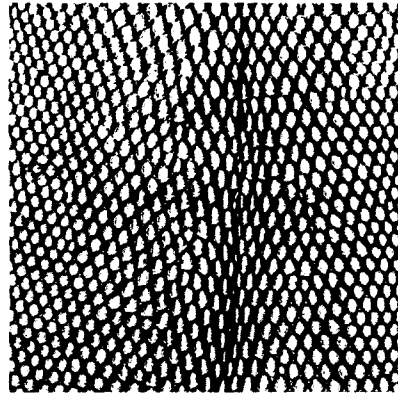
#### 4.2.1 Création d'images floues synthétiques

Dans cette section, nous détaillons comment les images panoramiques synthétiques ont été produites. Tout d'abord, nous simulons un plan synthétique placé à une distance  $Z_c$ . Afin de simuler le flou, nous convoluons l'image du plan avec la fonction d'étalement isotrope appropriée. Ensuite, nous modifions le pas d'échantillonnage le long de l'axe horizontal pour imiter l'échantillonnage de la caméra. Nous avons choisi

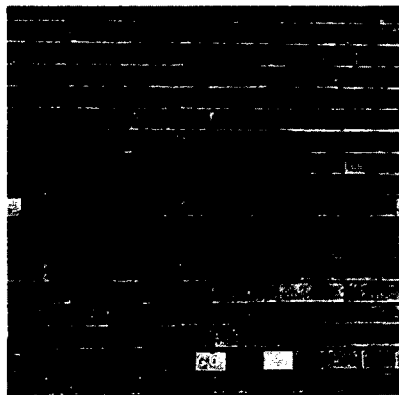
CHAPITRE 4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX



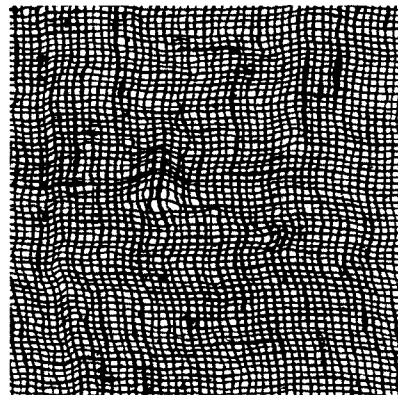
(a) Brodatz9



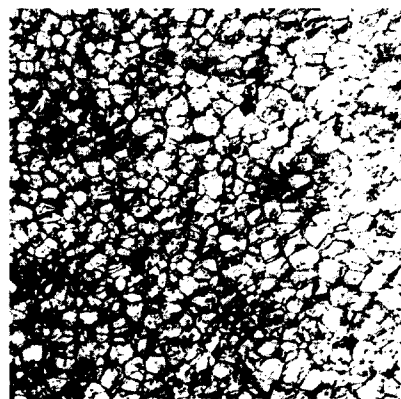
(b) Brodatz35



(c) Brodatz94



(d) Brodatz104



(e) Brodatz112

FIGURE 4.12 -- Textures Brodatz.

## 4.2. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

de placer le plan synthétique à une distance arbitraire de  $Z_c = 50\text{cm}$ . Afin de produire deux images floues différentes, nous devons convoluer les images avec deux fonctions d'étalement différentes. Pour ce faire, les plans images,  $u_1$  et  $u_2$ , sur lesquels les points de la scène se projettent au foyer doivent être situés à des profondeurs différentes. Nous avons choisi de placer ces plans à des distances de 60cm et 65cm afin que la quantité de flou locale estimée par l'algorithme soit précise.

Détaillons l'étape du calcul des valeurs de flou à appliquer aux images synthétiques. À partir de l'équation 2.8 (p. 23), nous pouvons trouver la valeur de flou isotrope à appliquer pour une scène située à une profondeur  $Z_c$ . Les paramètres intrinsèques de la caméra sont supposés connus. L'algorithme de Ziou et Deschénes suppose que la différence de flou est obtenu en faisant varier la distance entre la lentille et le plan image. Il est alors possible de fixer les autres paramètres intrinsèques de la caméra en faisant varier que la distance au plan image. Ceci permet d'obtenir les deux groupes de paramètres servant à la formation des deux images floues.

Nous fixons les paramètres à des valeurs réalistes par rapport à la caméra *Panoscan MK3*, soient  $k^{-1} = 0.0051$ ,  $F = 3.5\text{cm}$  et  $f = 3.5$ . La première étape consiste au calcul de la distance entre la lentille et le plan image pour chacun des plans  $u_1$  et  $u_2$  à partir desquels les points de la scène se projettent au foyer. Nous procédons ainsi, car nous ne pouvons pas contrôler directement le paramètre  $v$  de la caméra *Panoscan MK3* dans la réalité. De l'équation 2.6 (p. 21), nous obtenons

$$v = \frac{1}{\frac{1}{F} - \frac{1}{u}}$$



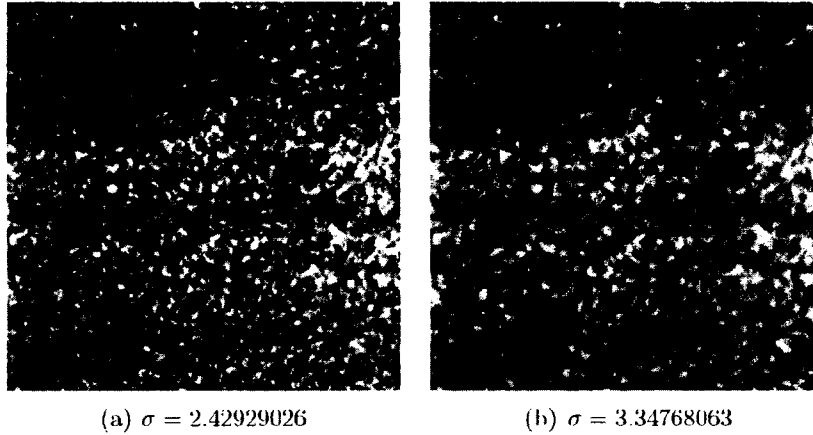


FIGURE 4.13 – Paire d’images floues. Texture Brodatz9.

et  $v_1 = 3.71681416$  puis  $v_2 = 3.69918699$ .

À cause des valeurs de  $u_1$  et  $u_2$  que nous avons posées, nous nous trouvons dans le cas où  $Z_c < u$  (équation (2.8), p. 23). La deuxième étape consiste au calcul des paramètres  $\sigma_1$  et  $\sigma_2$  à l’aide de l’équation 2.8. En isolant  $\sigma$ , nous obtenons

$$\sigma = \frac{\left[ \left( \frac{Fv}{Z_c} \right) - v + F \right]}{k^{-1}f}.$$

En substituant les  $v_i$  trouvés, nous calculons  $\sigma_1 = 2.42929026$  et  $\sigma_2 = 3.34768063$ . Nous sommes maintenant en mesure de produire les deux images floues nécessaires à la reconstruction 3D en convoluant la texture originale par les noyaux gaussiens  $g_{\sigma_1}(x)$  et  $g_{\sigma_2}(x)$  sur chaque ligne et sur chaque colonne. La figure 4.13 donne un exemple d’une paire d’images floues de la texture Brodatz9.

Après la production des paires d’images floues, il reste à simuler la formation d’image par un capteur linéaire colonne par colonne. Ceci peut être fait simplement par un rééchantillonnage, effectué ligne par ligne, avec un pas de  $\omega$ . Pour des raisons de

## 4.2. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

TABLE 4.3 – Profondeur moyenne et écart-type pour chaque texture.

Texture	Moyenne	Écart-type
Brodatz9	50.3131	5.0378
Brodatz35	49.8405	3.7936
Brodatz94	49.7909	5.7334
Brodatz104	50.8137	4.9370
Brodatz112	49.8282	4.9419

simplicité, nous avons fait une interpolation linéaire pour les valeurs subpixels. Il est important de mentionner que la valeur de  $\omega$  doit être la même pour les deux images de la paire. Afin de couvrir le spectre des valeurs possibles de ratio d’anisotropie (trouvées aux sections 4.1.1 et 4.1.2), nous avons créé des paires pour les valeurs suivantes  $\omega = [0.8, 1.25]$  par incrément de 0.05.

### 4.2.2 Valeurs de référence

Dans cette section, nous montrons que nous ne pouvons pas appliquer directement l’algorithme original de Ziou et Deschênes (noté ZDOrig2D) sur les images panoramiques. Afin de pouvoir comparer nos résultats, nous avons appliqué l’algorithme ZDOrig2D sur les images floues non rééchantillonnées. Nous avons ensuite pu calculer une profondeur moyenne ainsi qu’un écart-type pour chaque paire d’images. Le tableau 4.3 montre les valeurs de référence obtenues. La dimension des filtres d’Hermite utilisé par l’algorithme est  $\sigma_{her} = 1$  et les dimensions de la fenêtre d’analyse sont de  $7 \times 7$  pixels. Nous constatons que les profondeurs moyennes obtenues ne se situent pas exactement à 50cm, car les textures originales, qui sont des images réelles, possèdent déjà une certaine quantité de flou inconnue, ce qui vient fausser l’évaluation de la profondeur. La valeur du paramètre  $k^{-1}$  a été ajustée à 0.0044 pour palier aux ef-

## CHAPITRE 4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

TABLE 4.4 - Reconstruction 3D à l'aide de ZDOrig2D appliqué sur les images modifiées. La rangée grisée correspond aux valeurs de référence.

$\omega$	Brodatz9		Brodatz94	
	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type
0.8	52.2937	5.1637	50.7297	5.9613
0.85	51.7759	5.0879	50.4664	5.8902
0.9	51.271	5.0068	50.2264	5.828
0.95	50.7746	5.0033	49.9846	5.8118
<b>1.0</b>	<b>50.3131</b>	<b>5.0378</b>	<b>49.7909</b>	<b>5.7334</b>
1.05	49.7878	5.1273	49.5451	5.8909
1.1	49.3338	5.2561	49.3584	5.9414
1.15	48.8985	5.3963	49.1535	6.0412
1.2	48.4787	5.5741	48.9744	6.1292
1.25	48.0961	5.7427	48.8173	6.2156

fets de cette information inconnue.

Le tableau 4.4 résume les résultats de la reconstruction sur les images rééchantillonnées des textures Brodatz9 et Brodatz94 à l'aide de l'algorithme ZDOrig2D. Nous avons choisi ces deux textures, car elles possèdent des informations spatiales et fréquentielles très différentes. En effet, l'information fréquentielle de la texture Brodatz9 est beaucoup plus importante que celle de la texture Brodatz94. Nous pouvons voir que l'échantillonnage a un impact significatif sur la reconstruction. Nous observons un écart de 4.3cm entre la plus petite et la plus grande profondeur moyenne calculée. L'écart-type demeure relativement constant pour chaque  $\omega$ . La figure 4.14 montre le résultat de la reconstruction pour la texture Brodatz9 lorsque nous posons  $\omega = 1$  et  $\omega = 1.25$ . Chaque région est approximée localement par une moyenne pondérée pour un résultat plus lisse. Nous voyons qu'il y a un écart significatif entre la profondeur des deux plans d'environ 2cm. Nous obtenons des résultats semblables pour les autres textures.

## 4.2. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

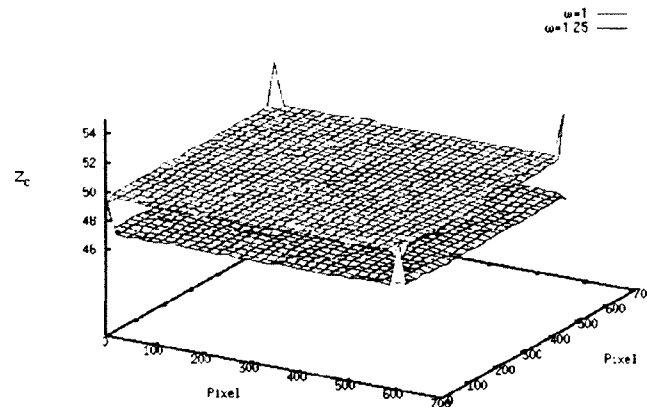


FIGURE 4.14 – Reconstruction 3D à l’aide de ZDOrig2D sur la texture Brodatz9 pour  $\omega = 1$  et  $\omega = 1.25$ . La cible se situe à  $Z_c = 50$ cm.

### 4.2.3 Différence de flou 1D originale colonne par colonne

Dans cette partie, nous voulons montrer que nous ne pouvons pas utiliser seulement l’information du flou vertical afin de faire la reconstruction. Nous avons donc appliqué l’algorithme de reconstruction 1D (noté ZDOrig1D) sur chaque colonne des textures Brodatz. Le tableau 4.5 résume les résultats obtenus pour les textures Brodatz9 et Brodatz94. Nous pouvons constater que les résultats pour la texture Brodatz9 ne sont pas satisfaisants. La profondeur estimée est loin de la profondeur de référence par 4cm. Par contre, la méthode donne une estimation juste sur la texture Brodatz94. Ceci s’explique par le fait que l’information fréquentielle de la texture Brodatz94 est beaucoup moins importante que celle de la texture Brodatz9 ce qui permet une estimation plus juste de la différence de flou locale. Les résultats pour les autres textures sont semblables à ceux de la texture Brodatz9, c’est-à-dire que nous observons un écart important entre la profondeur de référence et les profondeurs moyennes

TABLE 4.5 - Reconstruction 3D à l'aide de ZDOrig1D appliqué colonne par colonne.

$\omega$	Brodatz9		Brodatz94	
	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type
0.8	46.3272	8.8963	49.3106	7.9884
0.85	46.3336	8.876	49.3105	7.9912
0.9	46.3301	8.8831	49.3086	7.9782
0.95	46.3316	8.891	49.3013	7.9952
1.0	46.2626	8.8908	49.2892	7.9831
1.05	46.3223	8.8917	49.3101	8.3073
1.1	46.3193	8.8987	49.3092	7.9885
1.15	46.3209	8.8936	49.2974	8.0051
1.2	46.3254	8.8857	49.3019	8.0016
1.25	46.3289	8.8906	49.3155	7.9848

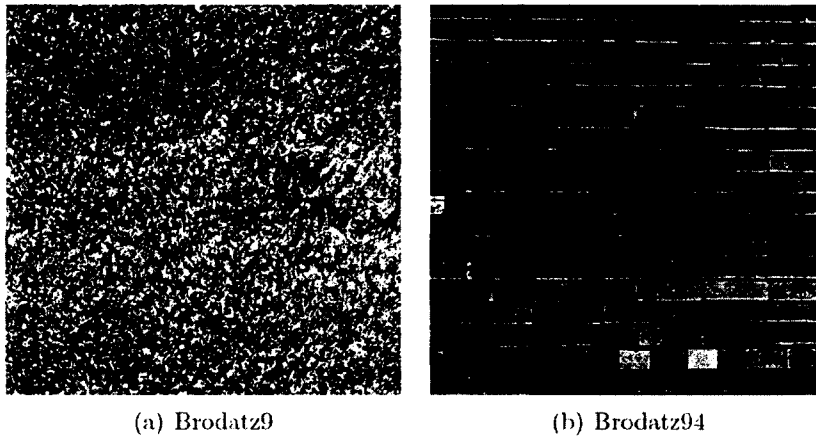


FIGURE 4.15 - Textures Brodatz. Rangée d'analyse en rouge.

calculées.

#### 4.2.4 Différence de flou panoramique 1D

Nous voulons montrer, dans cette section, que l'algorithme 1D avec la convolution modifiée (noté MZDPano1D) est robuste au changement d'échantillonnage. Le but

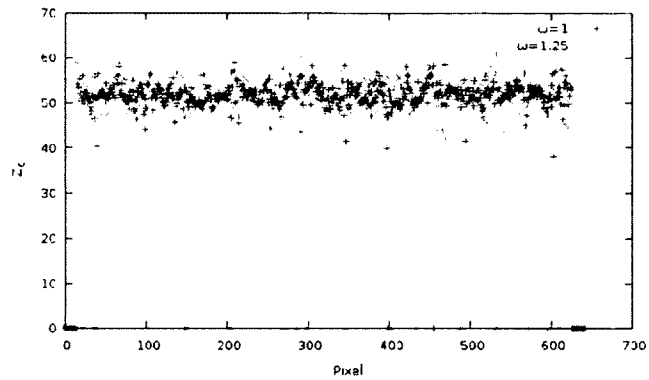
## 4.2. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

TABLE 4.6 – Reconstruction 3D à l’aide de MZDPano1D appliqué sur les images 1D. La rangée grisée correspond aux valeurs de référence.

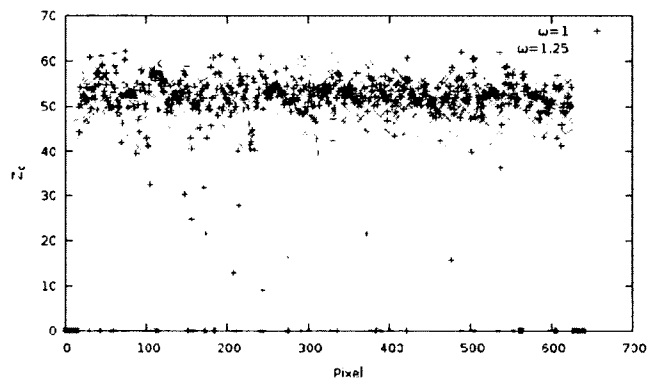
$\omega = \chi$	Brodatz9		Brodatz94	
	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type
0.8	53.4702	5.1233	52.8981	5.992
0.85	52.7811	5.0688	53.194	4.7662
0.9	52.4423	4.0966	52.0432	5.9767
0.95	52.2379	3.4008	51.152	5.1807
1.0	<b>51.8379</b>	<b>2.5224</b>	<b>51.7654</b>	<b>5.2804</b>
1.05	52.0216	3.688	51.767	5.4305
1.1	51.5761	4.901	51.5827	5.9305
1.15	51.1858	5.2849	51.4364	6.0316
1.2	50.919	5.8111	51.4598	5.5482
1.25	50.3035	6.6443	50.364	7.0404

est de montrer que la convolution modifiée fonctionne dans le cas 1D. L’algorithme MZDPano1D est appliqué sur la rangée représentée par la ligne rouge sur les textures Brodatz9 et Brodatz94 de la figure 4.15. Le tableau 4.6 montre les résultats obtenus. Nous constatons que les résultats varient autant que ce que nous avons obtenu à l’aide de ZDOrig2D au tableau 4.4. Par contre, si nous analysons les valeurs de la reconstruction de plus près (figure 4.16), nous pouvons remarquer que les distributions sont semblables. Cette conclusion s’applique pour tous les échantillonnages. La présence de zéros est causée par l’incapacité d’estimer la profondeur à cet endroit. Ceci est causé, par exemple, lorsque l’intérieur de la racine des équations 2.15 et 2.16 (p. 30) donne un résultat négatif. En effet, il peut arriver que le flou estimé localement dans l’image la moins floue soit plus grand que le flou estimé dans l’image la plus floue à cause des contraintes liées à l’utilisation de fenêtres et la grosseur de la texture.

## CHAPITRE 4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX



(a) Brodatz9



(b) Brodatz94

FIGURE 4.16 – Reconstruction 3D à l’aide de MZDPano1D sur les images 1D. Texture Brodatz9 et Brodatz94. La cible se situe à une profondeur  $Z_c = 50\text{cm}$ .

### 4.2.5 Différence de flou panoramique 2D

La modification de la convolution s’étend directement dans le cas bidimensionnel. Dans cette section, nous montrons qu’il est possible de modifier l’algorithme 2D original (noté MZDPano2D) afin de prendre en compte un pas de filtrage  $\chi$  différent de un le long de l’axe horizontal pour avoir des résultats près des valeurs de

## 4.2. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

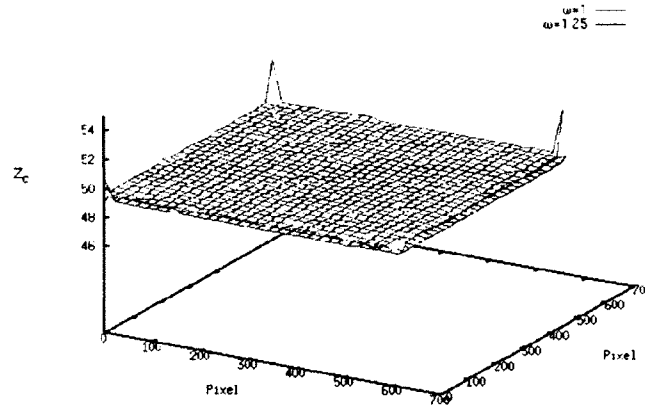


FIGURE 4.17 – Reconstruction 3D à l’aide de MZDPano2D de la texture Brodatz9. La cible se situe à une profondeur  $Z_c = 50\text{cm}$ .

référence. Le calcul des valeurs subpixels est aussi fait à l’aide d’une interpolation linéaire. MZDPano2D a été appliqué sur toutes les textures pour tous les pas de rééchantillonnage. Le tableau 4.7 résume les résultats obtenus. Nous pouvons constater sur la profondeur  $Z_c$  moyenne estimée est nettement plus près de la valeur de référence que ce que nous obtenons à l’aide de ZDOrig2D. L’interpolation linéaire des valeurs subpixels permet d’obtenir une estimation de la profondeur beaucoup plus précise. Les valeurs continuent malgré tout de s’éloigner encore de la valeur de référence, car l’interpolation crée de l’information *a priori* inconnue. La figure 4.17 montre le résultat de la reconstruction 3D de la texture Brodatz9 à l’aide de MZDPano2D lorsque  $\omega = \chi = 1.25$  par rapport à la reconstruction de référence ( $\omega = \chi = 1$ ).

La figure 4.18 résume les résultats de l’erreur entre la profondeur estimée par chaque algorithme et la profondeur de référence pour toutes les valeurs de  $\omega$  sur les textures Brodatz9 et Brodatz94.

Afin de raffiner la simulation de la caméra rotative à bande, nous avons appliqué



TABLE 4.7 – Reconstruction 3D à l’aide de MZDPano2D. Textures Brodatz9 à Brodatz112. La rangée grisée correspond aux valeurs de référence.

$\omega = \chi$	Brodatz9		Brodatz35		Brodatz94		Brodatz104		Brodatz112	
	Moy.	É.-t.	Moy.	É.-t.	Moy.	É.-t.	Moy.	É.-t.	Moy.	É.-t.
0.8	50.8489	5.0765	50.6641	3.9952	50.0261	5.8563	51.2135	4.752	50.3288	5.0503
0.85	50.7093	5.0861	50.497	3.9629	49.9533	5.8515	51.1241	4.7803	50.2011	5.0318
0.9	50.5804	5.0484	50.2926	3.9152	49.8933	5.8360	51.0349	4.7995	50.0789	4.9949
0.95	50.436	5.039	50.0695	3.8589	49.8245	5.8217	50.9234	4.8612	49.9416	4.9785
<b>1</b>	<b>50.3131</b>	<b>5.0378</b>	<b>49.8405</b>	<b>3.7936</b>	<b>49.7909</b>	<b>5.7334</b>	<b>50.8137</b>	<b>4.9370</b>	<b>49.8282</b>	<b>4.9419</b>
1.05	50.22	4.9722	49.7495	3.6394	49.748	5.8076	50.8366	4.8459	49.7768	4.8984
1.10	50.1708	4.9442	49.6455	3.5247	49.733	5.7881	50.8342	4.8291	49.7252	4.8617
1.15	50.0956	4.9227	49.5351	3.4378	49.6966	5.7905	50.8379	4.8199	49.6768	4.8220
1.2	50.0081	4.9219	49.4034	3.3976	49.669	5.7715	50.816	4.8381	49.6085	4.8108
1.25	49.9103	4.9239	49.2625	3.3909	49.6216	5.7912	50.7764	4.8562	49.5461	4.8076

## 4.2. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

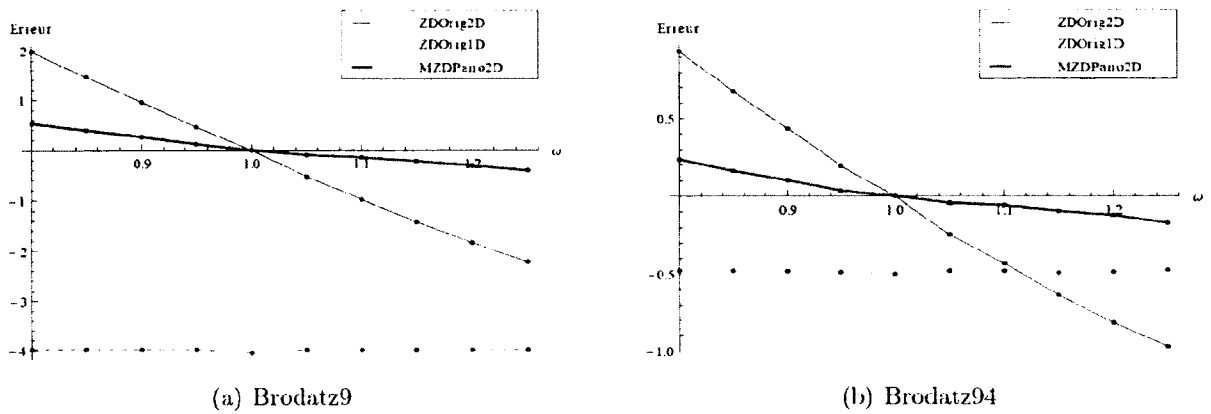


FIGURE 4.18 – Erreur (cm) entre la profondeur moyenne estimée et la profondeur moyenne de référence.

une valeur de flou différente sur chaque colonne des textures Brodatz9 et Brodatz112 suivant la méthode présentée à la section 4.2.1. En effet, dans la réalité, la distance entre la caméra et la cible est différente pour chaque colonne de l'image à cause de la rotation de l'axe optique. La figure 4.19 montre un schéma de la simulation. Rappelons que la cible se trouve à une distance minimale  $Z_c = 50\text{cm}$  de la caméra et que les plans à partir desquels les points de la scène se projettent au foyer se situent à des distances  $u_1 = 60\text{cm}$  et  $u_2 = 65\text{cm}$ . Afin de pouvoir mesurer une distance différente pour chaque colonne, nous avons arbitrairement posé la largeur totale de la cible à  $64\text{cm}$ . Nous ajouterons le suffixe "-Sim" aux séries d'images possédant une valeur de flou différente pour chaque colonne.

La figure 4.20 montre les résultats obtenus sur la texture Brodatz9-Sim pour différentes valeurs de  $\omega$ . Nous constatons que la profondeur estimée augmente plus on s'éloigne du centre de l'image. Ceci correspond à la simulation schématisée à la figure 4.19. Les résultats sont semblables pour les autres valeurs de  $\omega$  ainsi que pour

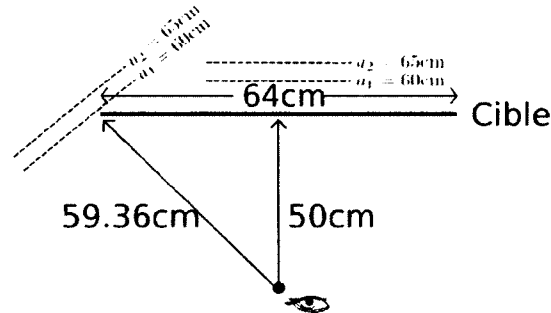


FIGURE 4.19 – Schéma de la simulation panoramique.

les autres textures.

La figure 4.21 montre une carte des valeurs de la différence de flou obtenue sur la texture Brodatz9-Sim lorsque  $\omega = 1$ . Nous pouvons voir que l'image passe progressivement d'une couleur pâle au centre vers une couleur plus foncée sur les bords. Ceci correspond au fait que la quantité de flou est plus importante au centre de l'image que sur les bords à cause des paramètres de formation  $Z_c$ ,  $u_1$  et  $u_2$  posé précédemment. En effet, plus nous nous approchons des bords de l'image, plus la distance entre le plan d'où les points se projettent au foyer et le plan de la cible est petite. Ceci correspond exactement à la simulation présentée à la figure 4.19.

Dans ce chapitre, nous avons vu que l'application de l'algorithme 2D original de Ziou et Deschênes sur les images rééchantillonnées ne donne pas de bons résultats. En effet, celui-ci prend pour acquis que le champ visuel d'un pixel possède une aire carrée, ce qui n'est pas le cas avec les images formées à l'aide d'un capteur linéaire. Nous avons vu que la reconstruction 3D de la scène sans la prise en compte du champ visuel rectangulaire n'est pas précise. Ensuite, nous avons montré qu'il n'est pas possible de prendre en compte seulement l'information de flou le long de l'axe vertical à cause de la nature des filtres de formation du flou (section 3.2). Aussi, nous avons montré qu'il

## 4.2. RECONSTRUCTION 3D PAR DIFFÉRENCE DE FLOU

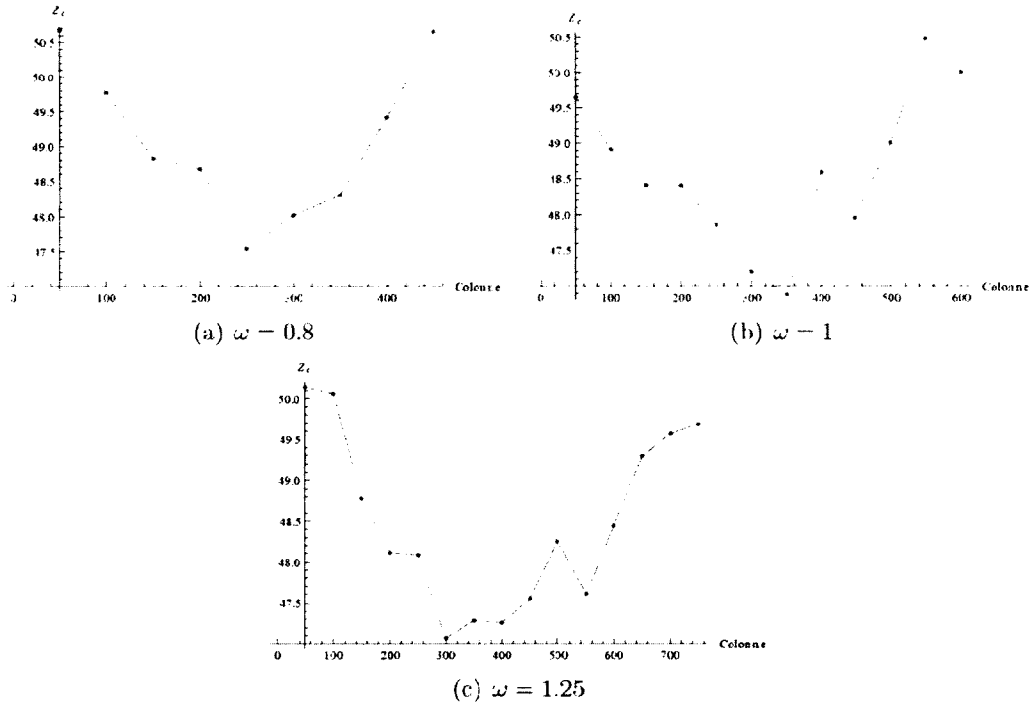


FIGURE 4.20 – Profondeur estimée à l’aide de MZDPano2D appliqué sur Brodatz9-Sim. La cible se trouve à une profondeur  $Z_c = 50$ cm.

est possible d’obtenir des résultats sur les images rééchantillonnées proches de ceux obtenus sur les images originales à l’aide d’une modification de l’algorithme de Zion et Deschênes. Cette dernière permet de prendre en compte le champ visuel rectangulaire d’un pixel. Finalement, nous avons montré que l’algorithme modifié fonctionne aussi bien en 1D qu’en deux dimensions.

## CHAPITRE 4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

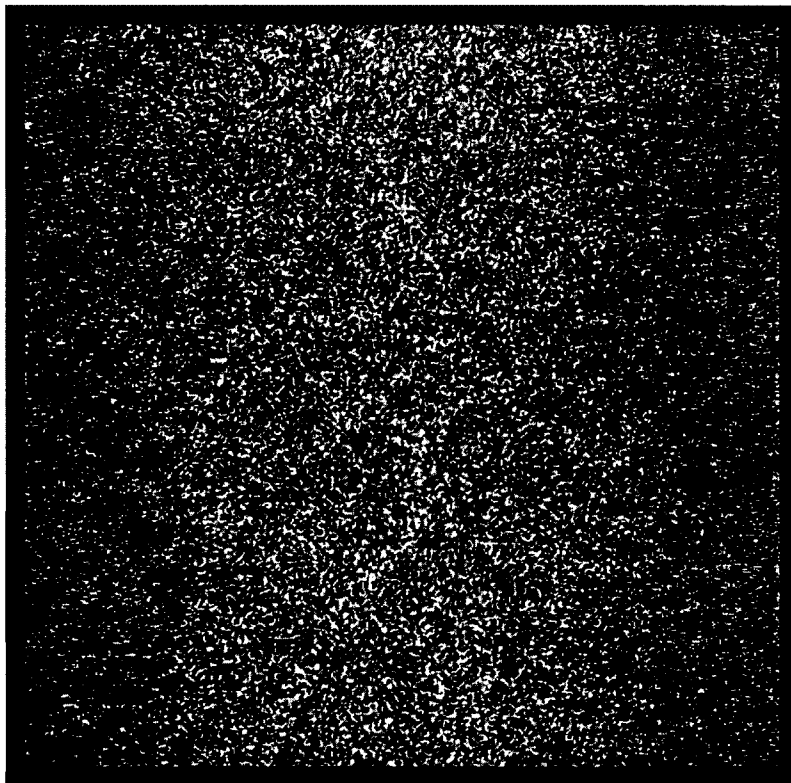


FIGURE 4.21 Différence de flou sur la texture Brodatz9-Sim.

## Conclusion et perspectives

La reconstruction tridimensionnelle est un aspect de la vision artificielle nécessaire à la compréhension par la machine de son environnement immédiat. Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés à deux problématiques. La première concerne la modélisation du flou dans le cas d'images formées à l'aide d'une caméra à bande rotative. Nous avons montré que le modèle de flou d'une image formée à l'aide d'un capteur 2D standard ne s'applique pas directement dans le cas d'une image panoramique formée par un capteur linéaire en rotation. En effet, notre première contribution a été de montrer que la fonction d'étalement d'un point dans le cas panoramique est anisotrope. Autrement dit, la quantité de flou n'est pas la même dans toutes les directions. Ceci nous amène à la seconde problématique qui concerne l'impact du modèle de formation du flou panoramique dans le cas de la reconstruction 3D par différence de flou à l'aide de l'algorithme développé par Ziou et Deschênes. Nous avons montré que le modèle de formation d'image panoramique agit comme un rééchantillonnage de l'image le long de l'axe parallèle au mouvement. À partir de ce constat, nous avons contribué à une adaptation de l'algorithme de Ziou et Deschênes afin de prendre en compte la nature rectangulaire du champ visuel des pixels. Nous avons montré que les résultats de l'algorithme modifié s'approchent

## CONCLUSION ET PERSPECTIVES

grandement des résultats obtenus à l'aide de l'algorithme standard sur des images non panoramiques. Ce mémoire fait le pont entre l'imagerie panoramique et la reconstruction tridimensionnelle par différence de flou. À court terme, des travaux futurs pourront explorer d'autres algorithmes de reconstruction par le flou en utilisant le modèle proposé. Par exemple, il serait intéressant de prendre en compte le déplacement de l'axe optique lors de la mise au point de la caméra. Cet algorithme a été proposé par Ziou et Deschênes [15] en imagerie standard. À moyen terme, il serait intéressant de mesurer l'apport du flou comme mesure de profondeur dans des systèmes coopératifs utilisant plusieurs indices afin de faire la reconstruction 3D d'une scène à partir d'images panoramiques. À long terme, le modèle proposé servira de point de départ pour l'étude de la formation du flou sur d'autres types d'équipements spécialisés, par exemple un capteur rectangulaire en rotation autour d'un axe.

# Annexes





## Transformée d'Hermité

L'objectif de cette transformée est d'approximer localement une image par une suite de polynômes d'Hermité. Le  $n^{\text{e}}$  polynôme d'Hermité est exprimé par l'équation

$$H_n(x) = (-1)^n e^{\frac{x^2}{2}} \frac{d^n}{dx^n} e^{-\frac{x^2}{2}}.$$

où  $n = 1, 2, \dots$ . La séquence  $H_n(x)$  est orthogonale sur la fenêtre  $e^{-x^2}$  dans l'intervalle  $[-\infty, \infty]$ , c'est-à-dire

$$\int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2} H_n(x) H_m(x) dx = 2^n n! \sqrt{\pi} \delta_{m,n}.$$

où  $\delta_{m,n}$  est le delta de Kronecker. Considérons la fenêtre gaussienne

$$g_\sigma(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}},$$

et posons  $\sigma_{her} = \sigma$ . Ziou et Deschènes [89] ont montré que la séquence  $P_n(x) = H_n(\frac{x}{\sigma_{her}})$  est orthogonale sur la fenêtre gaussienne  $g_\sigma(x)$ .

Il est important de noter que le  $n^{\text{e}}$  coefficient d'un polynôme d'Hermité se calcule en convoluant l'image locale par la  $n^{\text{e}}$  dérivée de la fonction gaussienne. En d'autres termes, il est possible d'approximer localement une image  $I(x)$  par sa transformée d'Hermité en convoluant cette image par la  $n^{\text{e}}$  dérivée de la fonction gaussienne. Notons que cette dernière est infiniment différentiable ( $n = 1, 2, \dots$ ).



# Bibliographie

- [1] « Wikipedia, the free encyclopedia ». <http://www.wikipedia.org>.
- [2] I. AHMAD, W. ZHENG, J. LUO et M. LIU. « A Fast Adaptive Motion Estimation Algorithm ». *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 16(3) :420–438, mars 2006.
- [3] M.B. AHMAD et T. S. CHOI. « Application of Three Dimensional Shape from Image Focus in LCD/TFT Displays Manufacturing ». Dans *Digest of Technical Papers, International Conference on Consumer Electronics (ICCE 2007)*, pages 1–2, 2007.
- [4] N. ASADA, H. FUJIWARA et T. MATSUYAMA. « Edge and Depth from Focus ». *International Journal of Computer Vision*, 26(2) :153–163, 1998.
- [5] M. ASIF et T. CHOI. « Shape from Focus Using Multilayer Feedforward Neural Networks ». *IEEE Transactions on Image Processing*, 10 :1670–1675, 2001.
- [6] V. ASLANTAS et D. T. PHAM. « Depth from Automatic Defocusing ». *Opt. Express*, 15(3) :1011–1023, 2007.

## BIBLIOGRAPHIE

- [7] T. AYDIN et Y.S. AKGUL. « A New Adaptive Focus Measure for Shape From Focus ». Dans *British Machine Vision Conference 08*, 2008.
- [8] H. BAKSTEIN et T. PAJDLA. « Omnivergent Stereo-panoramas with a Fish-eye Lens (Version 1.0) ». Rapport Technique 22. Czech Technical University in Prague, 2001.
- [9] R. BENOSMAN et S. B. KANG. *Panoramic Vision : Sensors, Theory, and Applications*. Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, 2001.
- [10] J. R. BERGEN, P. AN, T. J. HANNA et R. HINGORANI. « Hierarchical Model-based Motion Estimation ». Dans *Second European Conference on Computer Vision (ECCV'92)*, pages 237–252. Springer-Verlag, 1992.
- [11] P. BRODATZ. *A Photographic Album for Artists and Designers*. Dover, 1966.
- [12] R. BUNSCIOTEN et B. KRÖSE. « 3-D Scene Reconstruction from Cylindrical Panoramic Images ». Dans *Robotics and Autonomous Systems (Special Issue)*, 2002.
- [13] V. CHERNOMORDIK, A. GANDJBAKHCHE, M. LEPORE, R. ESPOSITO et I. DELFINO. « Depth Dependence of the Analytical Expression for the Width of the Point Spread Function (Spatial Resolution) in Time-Resolved Transillumination ». *Journal of Biomedical Optics*, 6(4) :441–445. 2001.
- [14] F. DESCHÊNES. « Estimation simultanée et coopérative d'indices visuels de profondeur pour la perception tridimensionnelle ». Mémoire de maîtrise, Ecole des Mines de Paris, Paris, France, 2002.

## BIBLIOGRAPHIE

- [15] F. DESCHÊNES, D. ZIOU et P. FUCHS. « An unified approach for a simultaneous and cooperative estimation of defocus blur and spatial shifts ». *Image and Vision Computing*, 22(1) :35 – 57, 2004.
- [16] D. W. DUNHAM, J. B. DUNHAM, R. P BINZEL, D. S EVANS et M. FREUH. « The Size and Shape of (2) Pallas from the 1983 Occultation of 1 Vulpeculae ». *The Astrophysical Journal*, 99 :1636–1662, 1990.
- [17] J. ENS et P. LAWRENCE. « An Investigation of Methods for Determining Depth from Focus ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(2) :97–108, 1993.
- [18] G. R. EVANS, S. X. GODBER, M. ROBINSON et J. P. O. EVANS. « The Line-scan Sensor : An Alternative Sensor Modality for the Extraction of 3-D Co-ordinate Information ». Dans *Optical Engineering*, volume 34. 1995.
- [19] D. FARIN et P. H. N. de WITH. « Reconstructing Virtual Rooms from Panoramic Images ». Dans *Proceedings of the 26th Symposium on Information Theory in the Benelux*, pages 301–308. WIC, IEEE, 2005.
- [20] P. FAVARO, S. OSHER, S. SOATTO et L. VESE. « 3D Shape from Anisotropic Diffusion ». Dans *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2003*, volume 1, pages 179–186, 2003.
- [21] P. FAVARO et S. SOATTO. « Learning Shape from Defocus ». Dans *Proc. European Conf. Computer Vision*, pages 735–745. Springer-Verlag, 2002.
- [22] P. FAVARO et S. SOATTO. « A Geometric Approach to Shape from Defocus ». *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 27(3) :406–417, 2005.

## BIBLIOGRAPHIE

- [23] M. FIALA et A. BASU. « Panoramic Stereo Reconstruction Using Non-SVP Optics ». *Computer Vision and Image Understanding*, 98(3) :363–397, 2005.
- [24] M. FLIERL et B. GIROD. « Multihypothesis Motion Estimation for Video Coding ». Dans *Proceedings of the Data Compr. Conference*, pages 341–350, 2001.
- [25] D. A. FORSYTH. « Shape from Texture and Integrability ». *IEEE International Conference on Computer Vision*. 2 :447, 2001.
- [26] D. Le GALL. « MPEG : A Video Compression Standard for Multimedia Applications ». *Communications of the ACM*, 34(4) :46–58, 1991.
- [27] A. H. GANDJBAKHCHE, G. H. WEISS, R. F. BONNER et R. NOSSAL. « Photon Path-Length Distributions for Transmission Through Optically Turbid Slabs ». *Phys. Rev. E*, 48(2) :810–818, 1993.
- [28] D. GLEDHILL, G. Y. TIAN, D. TAYLOR et D. CLARKE. « Panoramic Imaging - A Review ». *Computers and Graphics*, 27(3) :435–445, June 2003.
- [29] J. GLUCKMAN, S. K. NAYAR et K. J. THORESZ. « Real-time Omnidirectional and Panoramic Stereo ». Dans *In Proceedings of the 1998 DARPA Image Understanding Workshop*, pages 299–303. Morgan Kaufmann, 1998.
- [30] N. HAALA, R. REULKE, M. THIES et T. ASCHOFF. « Combination of Terrestrial Laser Scanning with High Resolution Panoramic Images for Investigations in Forest Applications and Tree Species Recognition ». Dans *H.-G. Maas. D. Schneider (Eds.), ISPRS working Group V/1 Symposium "Panoramic Photogrammetry Workshop"*, volume XXXIV, 2004.

## BIBLIOGRAPHIE

- [31] Jm. HASENFRATZ, M. LAPIERRE, J. d. GASCUEL et E. BOYER. « Real-Time Capture, Reconstruction and Insertion into Virtual World of Human Actors ». *Vision, Video and Graphics Conference*, 2003.
- [32] F.S. HELMLI et S. SCHERER. « Adaptive Shape from Focus with an Error Estimation in Light Microscopy ». Dans *Image and Signal Processing and Analysis*, pages 188–193, 2001.
- [33] A. HOMBERG. *Handbook of Machine Vision*. Wiley, July 2006.
- [34] F. HUANG, R. KLETTE et K. SCHEIBE. *Panoramic Imaging : Sensor-Line Cameras and Laser Range-Finders*. Wiley, December 2008.
- [35] F. HUANG, S. K. WEI et R. KLETTE. « Rotating Line Cameras : Model and Calibration ». Dans *Institute for Mathematics and its Applications, University of Minnesota, IMA Preprint Series, report 2104 (64)*, 2006.
- [36] F. HUANG, S. K. WEI, R. KLETTE, G. GIMELFARB, R. REULKE, M. SCHEELE et K. SCHEIBE. « Cylindrical Panoramic Cameras—From Basic Design to Applications ». Dans *Image and Vision Computing New Zealand*, pages 101–106, 2002.
- [37] W. HUANG et Z. JING. « Evaluation of Focus Measures in Multi-focus Image Fusion ». *Pattern Recogn. Lett.*, 28(4) :493–500, 2007.
- [38] W. JIANG, M. OKUTOMI et S. SUGIMOTO. « Panoramic 3D Reconstruction Using Rotational Stereo Camera with Simple Epipolar Constraints ». Dans *CVPR '06 : Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on*



## BIBLIOGRAPHIE

- Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 371–378, Washington, DC, USA, 2006. IEEE Computer Society.
- [39] W. JIANG, S. SUGIMOTO et M. OKUTOMI. « Omnidirectional 3D Reconstruction Using Rotating Camera With Mirrors ». *Syst. Comput. Japan*, 38(4) :12-24, 2007.
- [40] H. JIN et P. FAVARO. « A Variational Approach to Shape from Defocus ». Dans *ECCV '02 Proc. 7<sup>th</sup> European Conference on Computer Vision - Part II*, pages 18–30, 2002.
- [41] M. KAC. « Random Walk and the Theory of Brownian Motion ». *The American Mathematical Monthly*, 57(7) :369–391, 1947.
- [42] E. KROTKOV. « Focusing ». *Radiometry*, pages 371–385, 1992.
- [43] D. LÉVESQUE et F. DESCHIENES. « Vers de nouveaux indices visuels de profondeur liés à la diffusion de la lumière ». Dans *Actes de 15<sup>e</sup> Congrès francophone AFRIF-AFIA de reconnaissance des formes et d'intelligence artificielle*, 2006.
- [44] Y. LOU, P. FAVARO, A.L. BERTOZZI et S. SOATTO. « Autocalibration and Uncalibrated Reconstruction of Shape from Defocus ». Dans *Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07.*, pages 1 –8, jun. 2007.
- [45] M. P. LUC, L. VAN. G. IVE, A. DIRK. D. BECKER et K. DEMUYNCK. « A Guided Tour to Virtual Sagalassos ». Dans *In Proceedings of the 2001 conference on Virtual reality, archeology, and cultural heritage*, pages 213–218. ACM Press, 2001.

## BIBLIOGRAPHIE

- [46] B. D. LUCAS et T. KANADE. « An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision ». Dans *Proceedings DARPA IU Workshop*, pages 121–130, 1981.
- [47] C. MALERCZYK, K. KLEIN et T. WIEBESIEK. « 3D Reconstruction of Sports Events for Digital TV ». Dans *In Proceedings of the eleventh International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization, and Computer Vision, Plzen, Czech Republic, 2003. WSCG*, 2003.
- [48] A. S. MALIK et T.-S. CHOI. « A Novel Algorithm for Estimation of Depth Map Using Image Focus for 3D Shape Recovery in the Presence of Noise ». *Pattern Recognition*, 41(7) :2200 – 2225, 2008.
- [49] A. S. MALIK et T.-S. CHOI. « Analysis of Effects of Texture Reflectance and Source Illumination on Focus Measures for Microscopic Images ». *Computer and Electrical Engineering. International Conference on*, 2 :529–532, 2009.
- [50] B. MICUSIK et T. PAJDLA. « Autocalibration And 3D Reconstruction with Non-Central Catadioptric Cameras ». *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on*, 1 :58–65, 2004.
- [51] P. G. MULGAONKAR, L. G. SHAPIRO et R. M. HARALICK. « Shape from Perspective : A Rule-Based Approach ». *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 36(2-3) :298 – 320, 1986.
- [52] V.S. NALWA. « A True Omnidirectional Viewer ». Rapport Technique, Bell Laboratories, 1996.

## BIBLIOGRAPHIE

- [53] S.K. NAYAR et Y. NAKAGAWA. « Shape from Focus ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(8) :824–831, 1994.
- [54] H.T. NGO et V.K. ASARI. « A Pipelined Architecture for Real-Time Correction of Barrel Distortion in Wide-Angle Camera Images ». *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions on*, 15(3) :436–444, 2005.
- [55] M. NIEDEROEST, J. NIEDEROEST et Jirí ŠCŮCKA. « Shape from Focus : Fully Automated 3D Reconstruction and Visualization of Microscopic Objects ». Dans *6<sup>th</sup> International Conference on Optical 3-D Measurement Techniques*, volume 2, pages 236–243, 2003.
- [56] M. NOGUCHI et S.K. NAYAR. « Microscopic Shape from Focus using Active Illumination ». *Proceedings of the 12<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition*, 1994.
- [57] P. PEER et F. SOLINA. « Panoramic Depth Imaging : Single Standard Camera Approach ». *International Journal of Computer Vision*, 47 :149–160, 2002.
- [58] S. PELEG et J. HERMAN. « Panoramic Mosaics by Manifold Projection ». Dans *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'97)*, pages 338–343, 1997.
- [59] A. P. PENTLAND. « A New Sense for Depth of Field ». *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 9(4) :523–531, 1987.
- [60] R. S. PETTY, M. ROBINSON et J. P. O. EVANS. « 3D Measurement Using Rotating Line-scan Sensors ». *Measurement Science and Technology*, 9(3) :339, 1998.

## BIBLIOGRAPHIE

- [61] L.-M. PO et W.-C. MA. « A Novel Four-Step Search Algorithm for Fast Block Motion Estimation ». *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol*, 6(3) :313–317, 1996.
- [62] E. PRADOS et O. FAUGERAS. « Shape from Shading ». Dans *Mathematical Models in Computer Vision : The Handbook*, 2005.
- [63] N. REBIÈRE. « Recalage d’images par le flot optique par une approche TAC ». Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, QC, Canada, 2007.
- [64] D. SALOMON. *Transformations and Projections in Computer Graphics*. Springer, 2006.
- [65] Y. Y. SCHECHNER et N. KIRYATI. « Depth from Defocus vs. Stereo : How Different Really are They ? ». Dans *Proc. IEEE Computer Society International Conference on Pattern Recognition*, volume 2, pages 1784–1786. 1998.
- [66] J. F. SCHLAG, A. C. SANDERSON, C. P. NEUMAN et F. C. WIMBERLY. « Implementation of Automatic Focusing Algorithms for a Computer Vision System with Camera Control ». Rapport Technique, Carnegie Mellon University, 1983.
- [67] R. A. SCHOWENGERDT. *Remote Sensing : Models and Methods for Image Processing*. Elsevier, 3rd édition, 2007.
- [68] D. STRELOW, J. MISHLER, S. SINGH et H. HERMAN. « Omnidirectional Shape-from-Motion for Autonomous Navigation ». Dans *Proc. of the 2001 IEEE/RSJ Int. Conf. on IROS*, 2001.

## BIBLIOGRAPHIE

- [69] M. SUBBARAO. « Direct Recovery of Depth-map I : Differential Methods ». Dans *Proceedings of the IEEE Computer Society workshop on Computer Vision*, pages 58–65, 1987.
- [70] M. SUBBARAO. « Spatial-Domain Convolution/Deconvolution Transform ». Rapport Technique, Computer Vision Laboratory, Dept. 1991.
- [71] M. SUBBARAO et T. CHOI. « Accurate Recovery of Three-Dimensional Shape from Image Focus ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17 :266–274, 1995.
- [72] M. SUBBARAO et N. GURUMOORTHY. « Depth Recovery from Blurred Edges ». Dans *Computer Vision and Pattern Recognition, 1988. Proceedings CVPR '88. Computer Society Conference on*, pages 498–503, Jun 1988.
- [73] M. SUBBARAO et G. SURYA. « Depth from Defocus : A Spatial Domain Approach ». *International Journal of Computer Vision*, 13 :271–294, 1994.
- [74] M. SUBBARAO et J. TYAN. « Selecting the Optimal Focus Measure for Autofocusing and Depth-from-Focus ». *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20 :864–870, 1998.
- [75] T. SVOBODA, T. PAJDLA et Vaclav HLAVAC. « Motion Estimation Using Central Panoramic Cameras ». Dans *IEEE Conf. on Intelligent Vehicles*. pages 335–340, 1998.
- [76] R. SZELISKI. « Video Mosaics for Virtual Environments ». *IEEE Computer Graphics and Applications*, 16 :22–30, 1996.

## BIBLIOGRAPHIE

- [77] R. SZELISKI et H.-Y. SHUM. « Creating Full View Panoramic Image Mosaics and Environment Maps ». Dans *SIGGRAPH '97 : Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 251–258, New York, NY, USA, 1997. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- [78] J. M. TENENBAUM. « *Accommodation in Computer Vision* ». Thèse de doctorat, Stanford University, Stanford, CA, USA, 1971.
- [79] T. TOIVONEN et J. HEIKKILA. « Improved Unsymmetric-Cross Multi-Hexagon-Grid Search Algorithm for Fast Block Motion Estimation ». Dans *Int. Conf. Image Processing*, pages 2369–2372, octobre 2006.
- [80] A. M. TOURAPIS. « Enhanced Predictive Zonal Search for Single and Multiple Frame Motion Estimation ». Dans *Visual Comm. and Image Processing*, pages 1069–1079, 2002.
- [81] A. M. TOURAPIS, O. C. AU et M. LIU. « Predictive Motion Vector Field Adaptive Search Technique (PMVFAST) – Enhancing Block Based Motion Estimation ». Dans *IEEE Int. Conf. Multimedia & Expo*, 2005.
- [82] A. WEHR. « Laser Scanning and Its Potential to Support 3D Panoramic Recording ». Dans *ISPRS*, 2005.
- [83] R. G. WHITE et R. A. SCHOWENGERDT. « Effect of Point-Spread Functions on Precision Edge Measurement ». *J. Opt. Soc. Am. A*, 11(10) :2593–2603, 1994.
- [84] Z. ZHANG. « A Flexible New Technique for Camera Calibration ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(11) :1330–1334, 2000.

## BIBLIOGRAPHIE

- [85] H. ZHAO et J. K. AGGARWAL. « 3D Reconstruction of an Urban Scene from Synthetic Fish-Eye Images ». Dans *SSIAI '00 : Proceedings of the 4th IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, page 219, Washington, DC, USA, 2000. IEEE Computer Society.
- [86] C. ZHU, X. LIN et L.-P. CHAU. « An Enhanced Hexagonal Search Algorithm for Block Motion Estimation ». Dans *Int. Symposium on Circuits and Systems*, volume 2, pages II.392–II.395, 2003.
- [87] S. ZHU et K.-K. MA. « A New Diamond Search Algorithm for Fast Block-Matching Motion Estimation ». *Trans. Image Processing*, 9(2) :287–290, 2002.
- [88] Z. ZHU, A. R. HANSON, H. SCHULTZ, F. STOLLE et E. M. RISEMAN. « Stereo Mosaics from a Moving Video Camera for Environmental Monitoring ». Dans *Int. Workshop on Digital and Computational Video*, pages 45–54, 1999.
- [89] D. ZIOU et F. DESCHÊNES. « Depth From Defocus Estimation in Spatial Domain ». *Computer Vision and Image Understanding*, 81 :143–165, 1999.