

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma



جامعة 8 ماي 1945 قالمة
UNIVERSITE 8 MAI 1945 GUELMA

LABORATOIRE PROBLEMES INVERSES, MODELISATION, INFORMATION ET SYSTEMES
(PI:MIS)

Faculté des Sciences et de la Technologie
Département d'Électronique et Télécommunications

THÈSE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de :

Doctorat en Sciences

Filière : Génie Électrique

Intitulée :

**Contribution aux Traitements
des Images 3D et Omnidirectionnelles**

Présentée par : ZENATI Soraya

Thèse dirigée par :

Abdelhani BOUKROUCHE Professeur des Universités, Univ. Guelma

Devant le jury composé de :

Layachi BENNACER	Professeur des Universités	Univ. Guelma	Président du jury
Abdelhani BOUKROUCHE	Professeur des Universités	Univ. Guelma	Rapporteur
Amina SERIR	Professeur des Universités	Univ. USTHB	Examinatrice
Noureddine DOGHMANE	Professeur des Universités	Univ. Annaba	Examineur

Soutenue le : 09 /07/2019

Dédicace

A tous ceux qui me sont chers ...,

à tous ceux qui m'aiment et m'encouragent...

à la mémoire de ma mère,

à la mémoire de mon père.

Remerciements

D'abord, un grand merci à mon directeur de thèse, Monsieur **Abdelhani BOUKROUCHE**, Professeur à l'université 8 Mai 1945-Guelma, pour avoir cru en moi malgré les connaissances plutôt maigres que j'avais en novembre 2007 sur les traitements des images omnidirectionnelles. Puis pour m'avoir guidée, encouragée, conseillée, fait beaucoup pendant ces années tout en me laissant libre pour prendre mes décisions et en me faisant l'honneur de me responsabiliser de nombreuses tâches dont j'espère avoir été à la hauteur. Je le remercie aussi pour le temps qu'il m'a offert pour diriger cette thèse malgré son lourd fardeau comme directeur du laboratoire "Problèmes Inverses, Modélisation, Information et Systèmes (PI : MIS)". Ses compétences, sa lucidité, sa sûreté et son expérience m'ont profondément marquée. Qu'il trouve ici, ma sincère reconnaissance et ma profonde gratitude.

Je tiens également, à remercier les membres du jury qui m'ont fait l'honneur de bien vouloir étudier avec attention et évaluer mon travail, et plus précisément :

- Monsieur **Layachi BENNACER**, Professeur à l'université 8 Mai 1945-Guelma pour l'honneur qu'il m'a fait, en acceptant de présider ce jury.
- Madame **Amina SERIR**, Professeur à l'université des Sciences et de la Technologie Houari Boumédiène (USTBH), pour avoir accepté de juger le présent document.
- Monsieur **Noureddine DOGHMANE**, Professeur à l'université Badji-Mokhtar Annaba d'avoir accepté de faire partie de ce jury.

Mes remerciements vont également à Messieurs : le Professeur **Larbi BOUBCHIR** et le Professeur **Imed BOUCHRIKA** pour la gentillesse et la patience qu'ils ont manifestées à mon égard et pour tous les conseils durant la période de rédaction de mes articles. Je ne sais comment exprimer ma reconnaissance et mon

estime à ces deux personnes. J'espère agir comme eux au futur pour leur exprimer d'une façon indirecte ma gratitude envers eux. "Merci à tous les deux pour votre relecture enrichissante".

Merci à vous Monsieur **Ahmed MOUSSA**, Professeur et chef de département de Génie électrique et industriel ENSA Tanger-Maroc, pour vos précieux conseils concernant la recherche et la rédaction des articles, et pour l'hospitalité dont vous avez fait preuve envers moi lors de mon séjours au sein de votre groupe.

Mes plus vifs remerciements vont à mon collègue **Hakim DOGHMANE**, enseignant à l'université de Guelma, pour sa initiation aux images omnidirectionnelles.

Je tiens également à remercier Docteur **Djemaa KACHI** ainsi que Docteur **Omar el KADMIRI** pour les images traitées dans cette thèse.

Merci, pour le défunt professeur Mohamed ABDAOUI, que Dieu vous accorde sa miséricorde et vous accueille dans son vaste paradis.

Merci à vous aussi, mes copines de travail administratif à l'Université de Guelma, vous m'aviez toujours soutenue et encouragée.

Je remercie également mes amies : **Sohaira BRAHMIA** maitre assistante à l'Université de Annaba, **Karima MECHRI** maitre de conférence à l'Universté de Annaba, **Samira LAGRINI** maitre de conférence à l'Universté de Annaba, **Meryem HAMOUD** maitre de conférence à l'Universté d'el-wed ainsi que **Nacira HAMLAOUI** maitre de conférence à l'Universté de Guelma, pour leurs encouragements et leurs assistances aussi bien matérielles que morales, je les remercie chaleureusement.

Je remercie tous ceux sans qui cette thèse ne serait pas ce qu'elle est : Je pense ici aux membres de ma grande et petite familles qui m'ont permis de réalisé ma thèse dans de bonnes conditions.

Liste des abréviations

BG	:	Bruit Gaussien
BI	:	Bruit Impulsionnel (Sel & poivre)
C.de vision	:	Champ de vision
CCD	:	Charge Coupled Device
CD-ROM	:	Compact Disc et Read Only Memory
CMOS	:	Complementary Metal-Oxyde-Semiconductor
COPIs	:	Conic projection image sensor
<i>dB</i>	:	Le décibel
Deconv-ani	:	Déconvolution anisotrope
Deconv-iso	:	Déconvolution isotrope
<i>E.grad</i>	:	Le gradient moyen
<i>ENT</i>	:	Entropie
FG	:	Flou Gaussien
Fm	:	Flou de mouvement(Impulsionnel)
<i>FFt</i>	:	FAST Fourier transform(Transformée de Fourier rapide)
<i>Gh</i>	:	Growth hormone (Hormone de croissance)
<i>H.S</i>	:	Hybrid Swarm
<i>I.Ex</i>	:	Image "Extérieur"
<i>I.In</i>	:	Image "Intérieur"
<i>ISR</i>	:	Instantaneous secretion rate (Taux de sécrétion instantané)
<i>I.synt</i>	:	Image synthétique
<i>iter</i>	:	Itération
$L^2(S^2)$:	Espace de Hilbert sur la sphère
Lent. utilisée	:	Lentille utilisée
<i>MSE</i>	:	Erreur quadratique moyenne(Mean square error)
N.dégradation	:	Niveaux de dégradation
<i>Niv(σ)</i>	:	Niveau du bruit
<i>NLMF</i>	:	Le non local filtrage moyen(Non local mean filtering)
<i>Omni</i>	:	Omnidirectionnel
$O(n)$:	Complexité de l'algorithme, n :taille de la donnée
$O(n \log n)$:	Complexité de l'algorithme en $n \log n$
<i>PAL</i>	:	Panoramic annular lens
PCA_NLM	:	L'analyse en composante principale-réseaux de rétro-propagation (Principal component analysis-back propagation networks)
<i>PSF</i>	:	Point spread function (Fonction d'étalement du point
<i>PSNR</i>	:	Le rapport signal / bruit de crête(Pic)
sgn	:	La fonction signe

QTVR	:	Quick Time Virtual Reality
S^1	:	Le cercle
S^2	:	La sphère à trois dimensions
S^3	:	La sphere à quatre dimensions
<i>SFT</i>	:	Spherical Fourier transform(Transformée de Fourier Rapide)
<i>SNR</i>	:	Le rapport signal / bruit
<i>SO(3)</i>	:	Groupe des rotations sur la sphère S^2
<i>SSIM</i>	:	La similarité structurelle
SVP	:	Single view point
SVPC	:	Single view point constraint
syt.	:	Système
<i>TV</i>	:	Total variation (Variation totale)
$\mu g/l.min$:	Micro-gramme en litre.minute

Liste des nomenclatures

A	:	Matrice d'état
A_s	:	Matrice d'état du modèle augmenté
a_{1n}	:	Valeur nominale
a_1	:	Constante choisie pour balayer les incertitudes
$a_c^{(B)}$:	Constante de pondération
α	:	Coefficient de filtrage
α_i	:	Paramètre de régularisation discret
α_1	:	Angle entre le rayon lumineux réfléchi et \hat{z}_1
α_u, α_v	:	Paramètres intrinsèques du système catadioptrique
B	:	Matrice de transition
\mathcal{B}	:	La Bande passante limitée
β	:	Coefficient de régularisation
C	:	Matrice d'observation
\mathcal{C}	:	Le centre du miroir
C_1	:	Constante d'intégration
C_ε	:	Centre de projection
C_s	:	Matrice d'observation du modèle augmenté
c_b	:	Constante de filtrage [14]
c_1	:	Distance entre le sténopé et le <i>SVP</i>
d	:	Distance séparant le foyer et le lotus rectum l , dans la section conique
d_1, d_2	:	Distances entre objet et le miroir
E	:	Opérateur de la valeur moyenne
e	:	Constante de Néper (la base des logarithmes naturels)
ε	:	Distance entre le plan de l'image et le centre de projection.
$\varepsilon(t)$:	Erreur d'estimation
η	:	Un point de la sphère en coordonnées polaires
$\hat{f}(l, k)$:	Les coefficients de Fourier de la fonctions f
$F(t)$:	Filtre auxiliaire
F_ℓ^0	:	Harmonique sphérique zonale de $F(t)$
f_1	:	Filtre de Wiener sphérique idéal
f_2	:	Filtre de Wiener régularisé sphérique idéal
φ	:	Angle de longitude
$\langle f, g \rangle$:	Produit scalaire sphérique des deux fonctions f et g
$G(t)$:	Filtre auxiliaire
G_ℓ^0	:	Harmonique sphérique zonale de $G(t)$
γ, ψ, ω	:	Les angles d'Euler
h	:	La réponse impulsionnelle (filtre indisérable)
h_1, h_2	:	Distances le miroir et la caméra <i>CCD</i>
\hat{h}_ℓ^0	:	La fonctionnelle correspondant aux harmoniques zonales

i	:	Le nombre complexe (0,1)
J, J_1	:	Critères de coût
\mathcal{K}	:	Le gain du filtre de Kalman
K	:	Matrice des paramètres intrinsèques de la caméra catadioptrique
$K_{\ell,k}$:	Constante de normalisation
k	:	Ordre
k_m	:	Le nombre de régions
ℓ	:	Degré
l	:	Le lotus rectum
λ	:	Paramètre de compensation des hautes fréquences
\tilde{m}	:	Image du point de la scène sur le plan image
μ	:	Terme de pénalité
mu_i	:	Centre de la région
(m, n)	:	Dimensions de l'image
N	:	Nombre de particules jetées
n	:	Dimension du signal
ν	:	Réponse impulsionnelle du filtre de Wiener selon [14]
Ω	:	Paramètre de régularisation
$P(x, y, z)$:	Un point de la scène captée par le miroir dont les coordonnées cartésiennes sont : x, y, z
P_s	:	Image du point de la scène sur la sphère
P_ε	:	Image du point P adaptée au centre de projection
P_ℓ^k	:	Le polynôme de légendre
$P(\theta, \varphi)$:	Un point de la sphère
\mathcal{P}, \mathcal{Q}	:	La solution de l'équation de Ricati
\tilde{P}	:	Image linéaire finale du point P sur le plan de l'image omnidirectionnelle
Ph	:	Sphère unité
$p(0, c_1)$:	Le sténopé
Q	:	Matrice d'état
q	:	Constante= $\sqrt{4\pi/2\ell + 1}$
R	:	Opérateur de rotation autour d'un axe
\mathcal{R}	:	Rayon de la sphère de Reimann
r	:	Rayon de la sphère unité
(\hat{r}_1, \hat{z}_1)	:	Vecteurs unitaires
r_1	:	Distance entre point du monde et le SVP dans le système
S_i	:	La i^{me} région
s	:	Variable de Laplace
τ	:	Angle du sommet du cone du miroir conique.
$\tau(P)$:	Projection stéréographique du point P de la sphère
θ	:	Angle de latitude

θ_1	:	Angle entre le rayon lumineux et r_1
∇	:	Le gradient discret
$\Delta A(T)$:	Incertitudes de la matrice de transition en fonction du temps
$u(t)$:	L'image restaurée
u_x, u_y	:	Matrices de différences finies
$u_0(t)$:	L'image originelle
u, v	:	Axes du système des coordonnées de la Caméra <i>CCD</i>
$v(t)$:	Bruit de mesure
v_1	:	Point de vue unique(<i>SVP</i>)
$(v_1, \hat{r}_1, \hat{z}_1)$:	Système de coordonnées cartésiennes
\mathcal{V}	:	La fonction objective
$w(t)$:	Bruit d'entrée
X_0	:	Distribution de probabilité
(x, y)	:	Coordonnées du point de l'espace <i>3D</i> dans le système (v_1, \hat{x}, \hat{y})
$y(t)$:	L'image floue
Y_ℓ^k	:	Harmoniques sphériques de degrés ℓ et d'ordre k
$y_m(t)$:	L'image dégradée
$y_1(t)$:	Image filtrée (Estimée de y_m)
σ_v	:	Variance du bruit d'observation
σ_w	:	Variance du bruit d'entrée
z_1, z_2	:	Deux nombres complexes

NB : Le terme Flou de mouvement ou flou impulsionnel est exprimé dans cette thèse pour indiquer le flou bougé(motion blur).

ملخص:

نظام الاومنيديركسيونال يهدف إلى توسيع مجال الرؤية وجعلها بانورامية ، حتى تغطي مجال 360° في جميع الاتجاهات. وقد تم ابتكار العديد من الحلول لتحقيق ذلك ، من بينها طريقة الكاميرا الكاتاديوبتريكية التي تعتمد اساسا على اشتراك عدسة شفافة مع مرآة على شكل قطاع ناقص . هذه الاخيرة احتلت مكانا متميزا في العديد من التطبيقات التي اثبتت مدى فعالية هذه الطريقة في الرؤية الصناعية ، خاصة في مجال الروبوتات المتنقلة . الصور الاومنيديركسيونالية المنبعثة من لواقط او كميرات كاتاديوبتريكية ، تشكو من العديد من الميزات الهندسية الخاصة، كعدم ثبات دقة الصورة والانحرافات القوية والتي تدعى انامورفوز. التطبيقات المباشرة للخوارزميات الكلاسيكية على هذا النوع من الصور تكون محدودة الدقة و احيانا تعطي نتائج خاطئة.

في هذه الأطروحة، نحاول تمديد طرق معالجة الصور العادية وتكييفها مع صور جميع الاتجاهات ولهذا سطرنا عملنا في وجهتين. الاولى تختص في معالجة الصور في المجال المكاني والثانية في المجال التواتري، من اجل معرفة حيث إلزامية تطبيق الطريقة المقترحة في هذا البحث، والتي تتمثل في اسقاط الصورة على معلم كروي الذي يقترب من شكل منشئتها: المرآة المحدبة.

بما أن معالجة الصورة تكون على الكرة المكافئة، فإن العوامل الرياضية العادية المعروفة و المستعملة من اجل الصور الاعتيادية تصبح غير مناسبة لا شكلا ولا مضمونا. ولهذا فإن تحويل فورييه يمدد على الكرة المكافئة باستعمال النغمات الكروية من اجل مختلف الدرجات والرتب.

أولا طورنا مرشح فينر و التحكم المثالي ليصبحا مكيفين مع الكرة، ثم المعادلات التفاضلية الجزئية من اجل استرجاع الشكل الاولي للصورة المتعددة الاتجاهات.

وأخيرا استعملنا ألياف هانز- هوبف من أجل استعمال نظرية المراقبة لاسترجاع الشكل المقرب من الشكل الحقيقي لصورة متعددة الاتجاهات تعرضت للتشويش. ومن جهة أخرى طبقت معالجات كلاسيكية على الصورة متعددة الاتجاهات معتمدين في ذلك على اساس انها صور عادية مثلها كمثل بقية الصور. مثل مرشح كالمان، التقطيع المعادل، المرشح الجسيمي وطريقة مانتيكارلو في استرجاع الصور. واستنتجنا انه في المجالات التوتيرية يقتضي علينا الحال استعمال الاسقاط الكروي.

الكلمات المفتاحية:

الصور الاومنيديركسيونالية ، الصور الكروية، تمديد طرق المعالجات الكلاسيكية على كرة الوحدة، استرجاع الصور الاومنيديركسيونالية والصور الكروية. ازالة الالتفاف الكروي ، تكييف مرشح فينر مع الصور الكروية و الاومنيديركسيونالية، المعادلات التفاضلية الجزئية والكروية.

Resumé

La vision omnidirectionnelle est une discipline qui vise l'élargissement du champ de vue des systèmes de vision pour le rendre panoramique, voire une perception de 360° dans toutes les directions. Plusieurs solutions ont été imaginées pour y arriver, parmi lesquelles l'approche catadioptrique qui tient une place privilégiée. Beaucoup d'applications, notamment en robotique mobile, ont prouvé le grand intérêt de cette approche dans la perception artificielle. Elles ont aussi soulevé une multitude de questions théoriques et pratiques.

Les images omnidirectionnelles issues de capteurs ou caméras catadioptriques présentent diverses propriétés géométriques particulières, telles que la résolution hétérogène et les fortes distorsions appelées anamorphoses. L'application des algorithmes de traitement classiques à ce type d'images se trouve limité en termes de performances et donne parfois des résultats erronés.

Dans cette thèse nous contribuons à étendre des traitements initialement dédiés aux images ordinaires planes en vue de les appliquer aux images omnidirectionnelles. Par conséquent, nous avons divisé notre travail en deux grands groupes de traitements, le premier traite ces images dans le domaine fréquentiel, et le deuxième dans le domaine spatial, pour vérifier la nécessité du pré-traitement proposé dans ce manuscrit. il s'agit de projeter l'image omnidirectionnelle sur la sphère, pour se rapprocher autant que possible de son origine qui est de forme parabolique.

Tant que l'image est traitée sur la sphère, les opérateurs ordinaires connus et appliqués en imagerie ordinaire ne sont plus adéquats. Alors, la transformée de Fourier est étendue sur la sphère en utilisant les harmoniques sphériques de différents ordres et degrés. Pour cela, d'un côté, nous avons d'abord amélioré le filtre de Wiener et la commande optimale pour les rendre sphériques, puis les équations aux dérivées

partielles dans le but de réaliser une déconvolution sphérique. En fin la fibration de Heinz–Hopf a été utilisée afin d’appliquer la théorie du contrôle aux images sphériques.

D’un autre côté des traitements classiques ont été appliqués directement aux images omnidirectionnelles en les considérant comme des images ordinaires comme le filtre de Kalman, la segmentation (k-means), filtre particulaire et la déconvolution par la méthode de Monté Carlo.

La projection sur la sphère offre beaucoup d’avantages et flexibilité dans les traitements des images omnidirectionnelles vu les bons résultats obtenus, qui nous confirment que le changement du plan de traitement à la sphère n’est obligatoire que si les approches utilisées pour le traitement nécessitent un changement de domaine du spatial au fréquentiel.

Mots-clés

Images omnidirectionnelles, images sphériques, extension des traitements classiques sur la sphère unité, restauration, déconvolution sphérique, filtre de Wiener pour images sphériques et omnidirectionnelles, équations aux dérivées partielles sphériques (*EDP*).

Abstract

The omnidirectional vision is a discipline that aims to broaden the field of view to make it panoramic, even a perception of 360° in all directions. Several solutions have been devised to achieve this, including the catadioptric approach which holds a privileged place. Many applications, especially in mobile robotics, have proved the big interest of this approach in artificial perception. They also raised a multitude of theoretical and practical questions.

The omnidirectional images from catadioptric sensors or cameras have various special geometric properties, such as the heterogeneous resolution and the strong distortions called anamorphosis. The application of conventional processing algorithms to this type of image is limited in terms of performance and sometimes gives erroneous results.

In this thesis, we contribute to extend treatments initially dedicated to ordinary images in order to apply them to the omnidirectional images. Therefore, we have divided our work into two large groups of treatments, the first treats these images in the frequency domain, and the second in the space one, to check the necessity of the pretreatment proposed in this manuscript. It is the projection of the omnidirectional image on the unit sphere, to come closer as much as possible of its origin which is the parabolic mirror.

As long as the image is processed on the sphere, ordinary operators known and applied in ordinary imaging are no longer adequate. Therefore the Fourier transform is extended on the sphere using spherical harmonics of different orders and degrees. For this, on the one hand, we have improved the Wiener filter, the optimal control and the partial differential equations to make them spherical, in order to achieve a spherical deconvolution. In the end the Heinz -Hopf fibration was used to apply the

control theory to spherical images.

On the other hand, classical processing has been applied directly to omnidirectional images as ordinary images such as Kalman filter, k-means, particular filter and Monte Carlo deconvolution.

The projection on the sphere offers a lot of advantages and flexibility in the treatments. The good results obtained from the different experiences in this thesis confirm that the change to the spherical treatment is only mandatory if it needs the change from the spatial domain to the frequency one.

Keywords

Omnidirectional images, spherical images, classical processing on the unit sphere, restoration, spherical deconvolution, the Wiener filter for the omnidirectional and spherical images, partial differential equation (*PDE*).

Table des matières

1	Introduction générale	1
1.1	Contexte de la recherche	1
1.2	Problématique	5
1.3	Contributions et organisation	7
I	Images catadioptriques et omnidirectionnelles, concepts et traitements	9
2	Vision omnidirectionnelle, historique et technique d'élargir le champ de vision	11
2.1	Introduction	11
2.2	Histoire du panorama	12
2.3	La photographie et le panorama	14
2.4	Les caméras à grand champ de vision	16
2.4.1	Les solutions dioptriques	17
	a. Caméras aux lentilles spéciales « Fish-eye »	17
	b. Systèmes aux caméras multiples	18
	c. Systèmes aux caméras tournantes	22
2.4.2	Les solutions catadioptriques	27

a. Capteurs catadioptriques	29
Capteurs catadioptriques centraux :	32
Capteurs catadioptriques non centraux :	33
2.5 Conclusion	34
3 Théorie de la formation de l’image catadioptrique et traitement de l’image omnidirectionnelle	37
3.1 Introduction	37
3.2 Formation de l’image catadioptrique	39
3.2.1 Le point de vue unique	39
3.2.2 La contrainte du point de vue unique	40
a. Miroirs hyperboliques	43
b. Miroirs paraboliques	44
c. Comparaison entre les différents miroirs des systèmes catadioptriques	46
3.2.3 Modèle de projection unifié	47
3.3 Les aberrations : Flous et bruits dans les images catadioptriques et omnidirectionnelles	50
3.4 Traitement des images omnidirectionnelles	53
3.4.1 Pré-traitement de l’image omnidirectionnelle	54
a. Projection stéréographique et stéréographique-inverse	54
3.4.2 Opérateurs de traitement de l’image sphérique	56
a. Transformée de Fourier sphérique	58
b. Transformée de Fourier rapide	61
c. Transformée inverse de Fourier rapide	62
d. Convolution	63
3.5 Conclusion	65

II Contributions au traitement des images sphériques et omnidirectionnelles	67
4 Méthodes proposées pour le traitement des images omnidirectionnelles	69
4.1 Introduction	69
4.2 Adaptation du filtre de Wiener sur la sphère	72
4.2.1 Filtre de Wiener sphérique proposé	73
4.2.2 Filtre de Wiener amélioré et régularisé	76
4.2.3 Estimation optimale de $u(t)$	77
4.3 Minimisation alternée de la Variance Totale	79
4.3.1 Contexte général de la méthode	81
a. Algorithme de déconvolution par TV	85
4.4 Théorie du contrôle et la déconvolution des images ordinaires et omnidirectionnelles	87
4.4.1 Processus de déconvolution	89
4.4.2 L'approche de déconvolution proposée	91
a. Déconvolution pour les systèmes incertains $1D$	92
b. Exemple de déconvolution $1D$	95
4.4.3 Extension de la méthode au cas $2D$	98
4.4.4 Extension de la méthode au cas $3D$	99
4.5 Conclusion	104
5 Validation expérimentale, discussion et étude comparative	105
5.1 Introduction	105
5.2 Expérience 1	112
5.3 Expérience 2	120

5.4	Expérience 3	130
5.4.1	Images radiologiques	132
5.4.2	Images omnidirectionnelles	134
5.5	Étude comparative	139
5.6	conclusion	147
Conclusion générale		149
Perspectives		153
Bibliographie		157
Annexes		177
A	- Autres miroirs, solutions de la <i>SVPC</i>	177
A.1	Miroirs plans	177
A.2	Miroirs elliptiques	178
A.3	Miroirs coniques	179
A.4	Miroirs sphériques	181
B	- Le filtrage particulaire	183
C	- Segmentation par la méthode des <i>k-means</i>	185

Liste des tableaux

3.1	Comparaison entre différents types de miroirs	47
3.2	Différentes valeurs de ε pour différents miroirs	49
5.1	Évaluation de la qualité de la déconvolution sphérique en terme de SNR et $SSIM$ en fonction du nombre d'itérations	114
5.2	Caractéristiques de la restauration des images omnidirectionnelles . .	116
5.3	Comparaison entre SNR , nombre d'itérations, λ et le temps d'exécution pour des différents types de dégradation, (F : flou, B : bruit) . .	126
5.4	Comparaison entre les vitesses de convergence pour des images synthétiques et réelles à différents niveaux de bruit	128
5.5	Comparaison entre déconvolutions : classique et proposée des images réelles et synthétiques à différents niveaux de bruit sur des images réelles et synthétiques	129
5.6	Qualité des résultats expérimentaux de la déconvolution de "Ostéome Ostéoïde"	135
5.7	Qualité des images omnidirectionnelles restaurées	138
5.8	Qualité expérimentale de la restauration des images en couleurs . . .	139
5.9	Comparaison de SNR , $PSNR$ et $SSIM$ des images restaurées pour des différents niveaux de dégradation	140
5.10	Comparaison entre les évaluations des trois différentes approches . . .	141

5.11 Comparaison entre les performances des méthodes proposées et ceux
de l'état de l'art 143

Table des figures

1.1	Acquisition de l'image (La grille) par camera catadioptrique[18]	6
2.1	L'intérieur du Panorama de Robert Barker, Leicester Square, Londres, 1789 [22]	12
2.2	L'extérieur du Panorama de Robert Barker [22]	13
2.3	Le "Mégascope" de Frédéric Von Marten[14]	14
2.4	Caméra de Puchberger	16
2.5	Image "Fishe-eye"	17
2.6	Lentille "Fish-eye" et caméra Fish-eye	18
2.7	Systèmes de caméras pyramidales "Full view"	19
2.8	Caméras "Full view"	20
2.9	Caméra "Ring-cam"	20
2.10	La caméra omnidirectionnelle Ladybug 2, avec ses six capteurs CCD .	21
2.11	La caméra hémisphérique	22
2.12	Caméra hémisphérique commercialisée	22
2.13	Principe de l'utilisation d'une caméra tournante	23
2.14	Séquences perceptives et images panoramique construite par la technique de mosaïcing	24
2.15	Le projecteur panoramique Photorama et l'appareil panoramique Périphote	25

2.16 Une vue pour Photorama, prise à Dinard en 1901	25
2.17 Capteur stéréoscopique dédié à l’acquisition d’images sphériques couleurs	26
2.18 Système catadioptrique et image omnidirectionnelle issue d’une caméra CCD classique	28
2.19 Projections hémisphériques de l’image omnidirectionnelle	29
2.20 Vision omnidirectionnelle : Image omnidirectionnelle, image perspective et image panoramique (télésurveillance)	30
2.21 Hand with Reflecting Sphere.	31
2.22 Les capteurs omnidirectionnels	32
2.23 Capteurs catadioptriques centraux et non centraux	34
3.1 Formes géométriques des miroirs	40
3.2 La géométrie du calcul de la SVPC	42
3.3 Le miroir hyperbolique	44
3.4 Le miroir parabolique	45
3.5 Modèle de projection unifié pour les caméras catadioptriques centrales de Geyer et Daniilidis	48
3.6 Le flou dans les images omnidirectionnelles [59, 62]	51
3.7 Flou d’un système catadioptrique suivant différentes résolutions.	51
3.8 Variation de la distance entre l’objet, le miroir et le plan de l’image	52
3.9 Projection stérogaphique	55
3.10 Harmoniques sphériques : les valeurs absolues (première ligne), les parties réelles (deuxième ligne) et les parties imaginaires (la dernière ligne).	60
3.11 Paramétrisation de la 2-sphère	63
4.1 Schéma du processus de dégradation et de restauration de l’image	71

4.2	Schéma synoptique de la deconvolution sphérique proposée [77].	74
4.3	Diagramme en blocs de la méthode de deconvolution proposée	75
4.4	Diagramme final du filtre optimal de Wiener sphérique	78
4.5	Schéma de principe du processus de déconvolution : le cercle signifie le calcul de $SFT(u)$ selon la formule (4.31) et en prenant en compte la valeur ϖ , obtenue par la minimisation 1	84
4.6	Schéma de déconvolution	91
4.7	Restauration d'un signal $1D$	97
4.8	Les transformations de l'image plane	98
4.9	Image omnidirectionnelle de test	100
4.10	Fibration de Hopf	101
4.11	Transformation de la sphère en tore	102
4.12	Solution de la discontinuité par la transformation en tore	103
5.1	Images omnidirectionnelles de test	106
5.2	Projection sphérique des images omnidirectionnelles de la FIGURE 5.1.	107
5.3	Exemple de filtre Gaussien sphérique, $\sigma_1 = 0.005$	108
5.4	Images sphériques floues $\sigma_1 = 0.05$	110
5.5	Images dégradées (flou + bruit) $\sigma_1 = 0.05$ et $\sigma = 0.5$	112
5.6	Résultats du lissage classique de Wiener : Images restaurées avec un coefficient de filtrage constant $\alpha = 10^{-3}$	113
5.7	Résultats de la déconvolution par filtre de Wiener sphérique	113
5.8	Résultats de la déconvolution par filtre de Wiener proposé	114
5.9	Filtre robuste tridimensionnel de Wiener	115
5.10	Comparaison entre les détails dans les images restaurées avec et sans régularisation	117
5.11	Comparaison entre les différents algorithmes de déconvolution appliqués	118

5.12	Évolution du SNR suivant le nombre d'itérations pour chaque approche	119
5.13	Préservation des contours dans les images synthétiques restaurées . . .	121
5.14	Évolution de la qualité de l'image restaurée selon sa taille	122
5.15	Évolution du SNR en fonction de λ et μ pendant la déconvolution de l'image "Mire"	123
5.16	Images floues et bruitées	125
5.17	Qualité visuelle de la déconvolution isotrope	125
5.18	Qualité visuelle de la déconvolution anisotrope	126
5.19	Résultats de la deconvolution par TV classique	126
5.20	Profil de 500 pixels avant et après déconvolution	130
5.21	Préservation des contours dans les images restaurées	131
5.22	Image "Ostéome Ostéoïde"	133
5.23	Résultats du processus de restauration de "Ostéome Ostéoïde"	133
5.24	Résultats de la restauration de l'image "Ostéome Ostéoïde" avec différentes valeurs d'incertitudes : Flou bougé & bruit impulsionnel . . .	134
5.25	Allure du critère de minimisation J_1 pour l'image "Ostéome Ostéoïde" . . .	134
5.26	Images omnidirectionnelles dégradées et leurs projections sphériques	136
5.27	Images sphériques restaurées pour différentes valeurs d'incertitudes (Flou Gaussien & bruit Gaussien)	136
5.28	Images sphériques restaurées pour différentes valeurs d'incertitudes (Flou bougé & bruit impulsionnel)	137
5.29	Allure de J_1 pendant la déconvolution en fonction des incertitudes . .	137
5.30	Restauration d'une image médicale en couleur et l'image "Extérieure"	138
5.31	Comparaison de la qualité visuelle entre les trois différentes approches	141
5.32	Comparaison visuelle entre segmentation de l'image sphérique et la segmentation de l'image omnidirectionnelle.	145
5.33	Comparaison entre résultats de filtrage particulaire	146

34	Le miroir plan	178
35	Le miroir elliptique	179
36	Le miroir conique	180
37	Le miroir sphérique	181

Chapitre 1

Introduction générale

"L'homme ne pense jamais sans images"

Aristote (De l'âme, III, 7)

"Bien distinguer, penser et connaître" : connaître c'est déterminer une intuition sensible par un concept. On ne peut donc connaître sans quelque chose sur quoi on s'appuie, sans support sensible, au point que, un concept sans intuition est vide. Une intuition sans concept est aveugle. Toute connaissance exige donc un support sensible, une image comme forme sensible d'un objet : la question ne se pose même pas puisque la réponse est dans la question (Aristote).

1.1 Contexte de la recherche

Depuis le milieu du 19^e siècle, l'homme a appris à fabriquer et à utiliser des machines de vision de plus en plus complexes et performantes. Avec les techniques, qui en résultent, comme la photographie, le cinéma, puis la vidéo, il a connu des révolutions successives dans la manière de représenter le monde réel.

Et depuis, il ne cesse de montrer son attention, envers la difficulté d'analyser les images, pour développer ces machines et améliorer la qualité d'acquisition.

Depuis Aristote et son sténopé jusqu'à l'infographie, qui joue un rôle primordial au monde de l'imagerie scientifique, l'image contribue à faire progresser le savoir scientifique en bouleversant complètement la formation et les pratiques des chercheurs, ingénieurs, médecins, militaires..., en utilisant l'information utile émanant des caméras...

Aujourd'hui, l'utilisation des systèmes de vision devient de plus en plus fréquente et leur domaine d'application est très varié, citons ici à titre d'exemple la vidéo surveillance, voire la télé-surveillance pour la détection d'intrusion ou d'incendie, le téléguidage des véhicules et missiles, le diagnostic médical et technologique, sans perdre de vue l'imagerie spatiale qui est très couteuse dans sa version originale. Cela est dû bien sûr aux énormes progrès des scientifiques et chercheurs, aidés par l'augmentation de la puissance de calcul des ordinateurs, la miniaturisation des caméras et la diminution des prix du matériel.

Pourtant, malgré ces progrès, le domaine de la vision est encore en perpétuelle évolution. Chaque année, de nouvelles méthodes sont proposées, de nouvelles applications imaginées et de nouveaux capteurs développés, faisant de ce domaine une source intarissable pour les chercheurs. C'est une des particularités de la vision et sa pluridisciplinarité.

Tout naturellement, l'image ordinaire ou l'image à deux dimensions devient de plus en plus incapable de répondre à l'envie intense de découvrir par l'information perçue.

Alors, l'idée d'augmenter le champ de vision s'est donc imposée, avec comme espoir d'obtenir le maximum d'information dans un temps minimal. Heureusement, l'infographie tridimensionnelle vient pour permettre la réduction au maximum du besoin d'imagerie mentale, et supprime l'effort d'analyse et de traduction des informations collectées, en procurant directement les formes tridimensionnelles des

objets. À titre d'exemple, la perception en trois dimensions d'un projet permet donc au concepteur et au client de valider ou de rejeter plus rapidement les différentes hypothèses émises.

Un autre point de vue, pour augmenter la quantité d'information, focalise la vision omnidirectionnelle, afin d'élargir le champ de vue des systèmes de vision pour le rendre panoramique, voire une perception dans tous les sens, c'est-à-dire un champ de vision de 360°. Plusieurs solutions ont été imaginées pour y arriver, parmi lesquelles l'approche catadioptrique qui tient une place privilégiée. Beaucoup d'applications, notamment en robotique mobile, ont prouvé l'intérêt de cette approche dans la perception artificielle. Elles ont aussi soulevé une multitude de questions théoriques et pratiques.

Après une période "empirique" de conception des caméras, beaucoup de travaux de recherche ont traité la formalisation et la modélisation géométrique et optique. C'est actuellement l'aspect le plus abouti. En revanche, la grande majorité des outils développés en vision perspective, doit être revisitée et adaptée aux images omnidirectionnelles à cause de la modification introduite par les miroirs, du voisinage[1] et de la résolution qui change selon la position sur la même image [2].

Les images omnidirectionnelles imposent maintenant leurs utilisations dans différents domaines pour la quantité d'information qu'elles apportent en une seule prise et sans coupure [3, 4, 5, 6]. Le lecteur peut imaginer le nombre énorme d'images perspectives et le nombre de cameras standards pour récolter la même quantité d'information (voir FIGURE. 2.14(b), 2.16 et 2.20(c)). Elle revêt une importance majeure dans divers domaines d'application. Notons que la télé-surveillance [7, 8, 9], la robotique[10] et le contrôle des milieux inaccessibles par l'homme [11], sont les disciplines qui nécessitent le plus ce genre de systèmes de vision.

En effet plusieurs systèmes et techniques ont vu le jour pour ne pas vivre trop longtemps à cause de leurs coût et leur nécessité d'étalonnage et de synchronisa-

tion (voir chapitre 2). La solution alors est la camera catadioptrique et un raffinement mathématique très adéquat.

Les images naturelles issues d'un capteur omnidirectionnel catadioptrique ou d'une caméra de même type, présentent des anamorphoses importantes. La plupart des travaux portant sur l'analyse de celles-ci utilisent des opérateurs classiques de filtrage. Ces opérateurs exploitent généralement les propriétés projectives des images conventionnelles : un maillage régulier défini sur une surface approximativement perpendiculaire à l'axe optique du capteur de l'image, se projette en un maillage régulier sur l'image. La transformation projective conserve l'orientation relative des objets appartenant à un même plan. Un objet se projette d'une façon identique quelle que soit sa position, relativement au capteur, si le capteur et l'objet conservent la même orientation [12, 13]. Chose qui n'est pas vérifiée dans le cas des images omnidirectionnelles. Par conséquent, beaucoup de travaux ont été réalisés sur la modélisation ou le calibrage des capteurs omnidirectionnels. Cependant, les recherches sur le traitement des images omnidirectionnelles, ont commencé plus tardivement puisqu'au départ on traitait ces images comme des images perspectives sans prendre en considération les distorsions introduites par les miroirs [14].

L'analyse ou le filtrage de ces images par des méthodes classiques produisent des résultats erronés, parce que leur principe s'appuie sur le fait que, la projection d'un objet sur une image est invariante par translation tant que la distance de l'objet au point de vue est constante.

Enfin, comme chaque partie de l'image originelle n'est pas redressée de la même façon, il est difficile d'obtenir une transformation qui soit uniforme sur toute l'image [15]. Lorsqu'il s'agit d'images omnidirectionnelles, l'anamorphose produite par le miroir en association avec la lentille ne permet plus de s'appuyer sur les propriétés projectives du système. Tout se passe en fait comme si, à chaque point de l'image, correspondait un axe optique différent.

On doit à Daniilidis [16, 17] une des toutes premières approches d'adaptation des opérations de filtrage aux images omnidirectionnelles. Sa proposition repose sur la projection stéréographique inverse et plutôt de travailler dans l'espace de l'image omnidirectionnelle. Il semble préférable de projeter le plan image dans un espace où l'information est peu déformée par rapport à la réalité. Daniilidis a choisi la sphère équivalente comme meilleur espace de projection. Mais autres auteurs préfèrent projeter l'image omnidirectionnelle sur un cylindre tangent au miroir. Alors qu'au début les chercheurs la traitaient comme image ordinaire [18].

Dans nos travaux de recherche, nous soutenons Daniilidis dans son choix. Geyer [19, 20] propose aussi de faire la projection sur l'hémisphère, voir au chapitre suivant la FIGURE 2.19, c'est presque le même principe précédent. Ces deux choix de projection proposés respectent totalement l'information au sens où les valeurs d'illumination ne sont pas modifiées durant les opérations d'interpolation ou de filtrage. Ces techniques font intervenir des opérations de convolution dont les expressions semblent d'autant plus complexes que celles connues pour les images ordinaires. La complexité du calcul se résume dans l'échantillonnage cartésien qui est laissé de côté. Il est remplacé par un autre échantillonnage polaire.

1.2 Problématique

L'utilisation des systèmes autonomes comme les robots, deviennent de plus en plus attrayante surtout lorsqu'il s'agit des situations où l'intervention humaine est trop coûteuse, dangereuse, ou tout simplement dans le cas où la tâche peut être bien gérée par une machine que par un être humain.

Mener ces systèmes par des capteurs catadioptriques permet d'offrir plusieurs avantages, non seulement le facteur temps mais la quantité de l'information aussi. Ils permettent l'accroissement du champ de vision. En revanche, la géométrie des images formées est relativement complexe.

En vue d'une utilisation intentionnelle et effective, il est essentiel de fournir à ces systèmes un modèle de la scène réelle loin des aberrations et les anamorphoses présentes sur l'image résultante.

Certains auteurs pensent que les outils classiques donnent de bons résultats et qu'il est inutile d'augmenter le temps de calcul pour gagner en précision. Les images omnidirectionnelles sont alors traitées de la même manière que les images perspectives. Cette méthode fournit de bons résultats. Cependant, elle n'a pas de robustesse aux phénomènes d'occultation, et peut induire la fusion des contours au centre de l'image omnidirectionnelle, puisque, comme nous l'avons déjà annoncé que la résolution dans les images catadioptriques [18] varie en fonction de la position dans cette image (voir FIGURE 1.1). Ce qui introduit donc des erreurs dans le traitement des images omnidirectionnelles et engendre de sérieux problèmes en situation réelle.

La FIGURE 1.1 montre bien les défauts de résolution dans l'image omnidirectionnelle

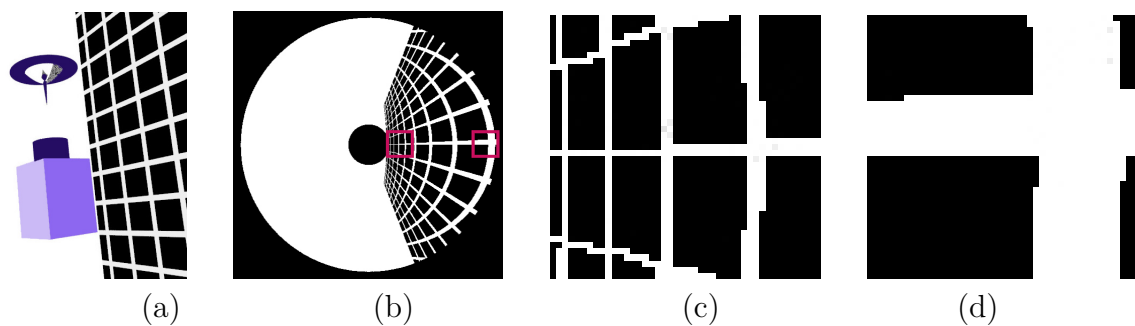


FIGURE 1.1 – Acquisition de l'image (La grille) par camera catadioptrique[18]

de la grille : (a) Position tangente de la grille par rapport à une caméra catadioptrique, (b) image omnidirectionnelle de la grille, (c) Zoom sur une zone centrale de l'image et (d) Zoom sur une zone périphérique de l'image.

La méthode de traitement classique ne caractérise pas correctement les déformations non-linéaires des images omnidirectionnelles, puisqu'elle ne tient pas compte de la géométrie du miroir.

1.3 Contributions et organisation

Pour remédier aux problèmes et aux difficultés posés, notre contribution s'attèle à adapter les traitements classiques connus déjà et ayant obtenus de grandes satisfactions concernant les traitements bas niveau des images perspectives ordinaires. En plus nous distinguerons les cas où les traitements classiques dans leurs versions originelles sont fiables et convaincants.

Pour plus de détails, nous organisons cette thèse, en plus de cette introduction générale, en deux grandes parties, relatant les principaux travaux effectués dans le domaine de la vision omnidirectionnelle chacune comporte deux chapitres.

Dans le chapitre deux, nous proposons un bref historique du panoramas et les différentes techniques employées pour étendre le champs de vue. Dans un premier temps, nous décrirons les différents capteurs dioptriques et leurs méthodes pour obtenir les images panoramiques. Après, nous aborderons la description des capteurs catadioptriques, thème de cette thèse, et leurs apports par une étude comparative avec les anciens capteurs. Plusieurs qualités importantes des capteurs de vision à large champ de vue seront discutées, ainsi que des exemples concernant les capteurs omnidirectionnels les plus courants. Le troisième chapitre exploite la théorie de la formation des images catadioptriques. Nous donnerons quelques exemples les concernant dans le cas où les capteurs sont omnidirectionnelles centraux utilisant des miroirs plans, coniques, hyperboliques. Nous justifions le choix du capteur parabolique , et nous donnerons les solutions mathématiques de leurs contraintes de point de vue unique. Nous contribuerons aussi dans ce même chapitre à l'adaptation de certains opérateurs de traitements classiques pour les images sphériques, du fait que les images omnidirectionnelles nécessitent un changement du plan de travail à la sphère par une projection stéréographique inverse, comme la transformée de Fourier sphérique et la convolution sphérique. Dans le quatrième chapitre, nous présenterons nos contributions dans le traitement des images omnidirectionnelles. le premier volet décrit la

déconvolution par le filtrage de Wiener, qui sera étendu à la déconvolution par la commande optimale, le deuxième volet représente la déconvolution par la variation totale ou par les dérivées partielles, et le dernier est la déconvolution en utilisant la fibration de Heinz–Hopf combinée avec la théorie du contrôle, en se servant des nouveaux opérateurs décrits dans la première partie. Le chapitre cinq est dédié à la validation expérimentale des approches détaillées dans le chapitre quatre et à la discussion des résultats obtenus qui seront comparés par la suite avec d’autres traitements semblables cités dans la littérature ainsi que dans cette thèse.

Enfin, nous soulèverons les points essentiels tirés de ce travail ainsi que nos perspectives afin d’améliorer nos résultats, dans la conclusion générale.

Première partie

Images catadioptriques et omnidirectionnelles, concepts et traitements

Chapitre 2

Vision omnidirectionnelle, historique et technique d'élargir le champ de vision

2.1 Introduction

Dès les origines de la photographie, trois axes de recherche se dessinaient : La couleur, le relief, et l'élargissement du champ de vision [21]. Les vues allongées ou accolées apparaissent rapidement après la divulgation de la photographie.

Le panorama forme la première description de ce qui est baptisé ensuite photographie panoramique et aujourd'hui connu par visite virtuelle. Beaucoup d'auteurs ont développé des techniques afin d'offrir un système qui soit à la hauteur d'acquérir des scènes de plus en plus larges. Certains ont proposé l'utilisation de la caméra perspective classique, en modifiant sa méthode d'acquisition des images, d'autres ont trouvé des systèmes originaux qui ne ressemblent guère aux systèmes classiques. En effet beaucoup de nouveautés étaient apportées aux anciennes caméras afin d'atteindre une vue de 360° dans tous les sens.

L'objectif de ce chapitre est de présenter certaines différentes méthodes utilisées pour étendre le champ de vision qui seront classées en deux grandes catégories : La première regroupe les systèmes qui sont à la base de lentilles classiques ou spéciales, ce sont les systèmes dioptriques. La deuxième rassemble les systèmes catadioptriques, issus de l'assemblage des lentilles avec des miroirs dont les formes sont spéciales.

Parmi les différentes techniques qui font partie de cette dernière classe nous décrivons les capteurs omnidirectionnels.

2.2 Histoire du panorama

Le panorama est un dispositif où le spectateur visionne une image topographique peinte sur une toile gigantesque. Il a fallut construire des bâtiments spéciaux, les

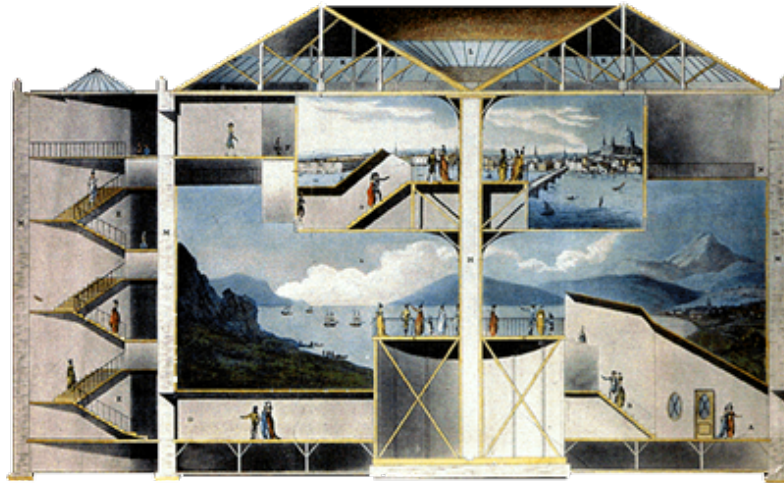


FIGURE 2.1 – L'intérieur du Panorama de Robert Barker, Leicester Square, Londres, 1789 [22]

”rotondes” (voir FIGURE 2.1 et FIGURE 2.2), pour les abriter. Au début appelé ”nature à coup d’œil”.

Le mot panorama, mots grecs ”pan” et ”horama”, signifie étymologiquement

”vue qui embrasse tout”, était employé pour la première fois le 10 janvier 1792. Le premier panorama fut présenté à Édimbourg, en présentant une vue à 360° de la capitale de l’Écosse. Ce nouveau type de représentation s’est rapidement multiplié et la concurrence ne tarda pas à grandir dès qu’expira le brevet qui protégeait l’invention de Robert Barker. Cette représentation picturale circulaire sera très répandue au 19^e siècle en tant que spectacle. Le panorama repose sur un principe d’illusion.



FIGURE 2.2 – L’extérieur du Panorama de Robert Barker [22]

Le spectateur doit parcourir un couloir et des escaliers assombris qui lui font oublier les repères extérieurs de la ville avant d’accéder à la plateforme délimitée par une balustrade qui empêche le visiteur de s’approcher de la toile et permet que celle-ci développe son effet de tous les points d’où elle peut être vue. L’éclairage naturel vient du zénith et se reflète sur la toile, sans que l’ouverture du plafond soit visible de la plateforme. Le panorama est un dispositif qui doit simuler une réalité pour se confondre avec elle [22].

Les objets des panoramas peuvent se regrouper en trois thèmes. Chronologiquement, les premiers panoramas prennent les vues de l’extérieur autour de la rotonde. Le thème de la guerre et la représentation du lointain, villes patrimoniales, paysages sublimes et lieux exotiques se révèlent autant être une invitation au voyage qu’une

promotion de la politique coloniale des pays européens.

Pour produire les larges toiles avec une grande précision topographique, la photographie cohabitait avec le panorama, l'utilisation de l'appareil photographique pour faire des relevés s'avère être une alternative intéressante aux croquis préliminaires, et même si l'image finale des panoramas est issue de la main des peintres, la précision du détail sert néanmoins de référence [23]. La théorie de la mosaïque était utilisée sans se rendre compte.

2.3 La photographie et le panorama

Deux ans à peine après l'annonce, par Arago, de l'invention de la photographie ordinaire classique devant l'Académie des sciences, Achille Morelli, en 1841, réalise treize plaques d'une vue de Rome [24].

Frédéric Von Martens inaugura vers 1844 un appareil panoramique, le "Mégascope", présenté sur la FIGURE 2.3, qui permet de réaliser des daguerréotypes panoramiques sur plaques cintrées. Cet appareil permet d'obtenir des images d'une grande netteté, grâce à son objectif rotatif. En effet seul le centre de l'optique est utilisé, et ainsi l'image est exempte des aberrations présentes sur les bords d'une image [14], aberrations particulièrement présentes sur les optiques de cette époque. Ainsi avec un

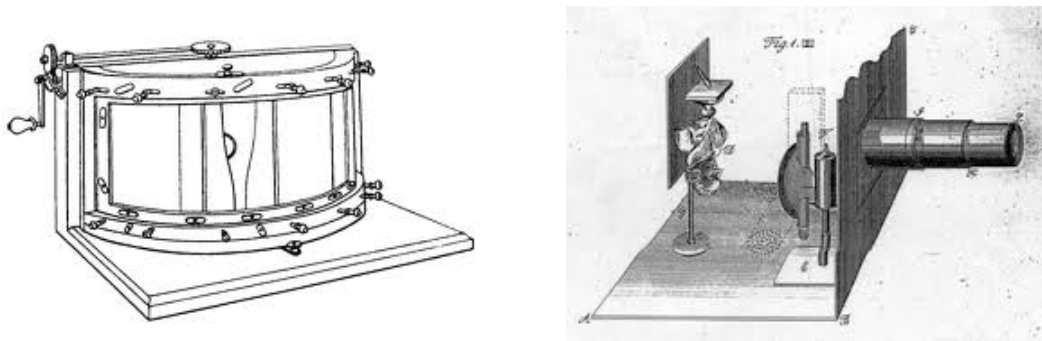


FIGURE 2.3 – Le "Mégascope" de Frédéric Von Marten[14]

objectif d'une qualité ordinaire, on obtient des vues de trente huit centimètres de longueur sur douze de large, parfaitement nettes sur toute cette surface et embrassant un angle visuel de plus de 150° .

Une quinzaine d'années après, l'anglais Ross propose un appareil panoramique d'un champ de 120° . La prise de vue se fait de façon instantanée sur une plaque cintrée. L'originalité de cet appareil revient à l'objectif composé de deux lentilles sphériques, contenant dans leurs intervalles un liquide, généralement de l'eau, d'un pouvoir réfringent et dispersif plus faible que le verre qui constituait les lentilles [25]. Cet appareil a la grande particularité de créer une image en perspective curviligne alors que l'optique reste fixe.

Les appareils de prise de vues rotatifs sur support rigide présentent une contrainte au niveau de l'angle de champ. Celui-ci est limité de façon théorique à 180° ; en pratique, la limitation se situe autour de 170° . Alors, et à l'instar de cette idée, J. R. Cannon propose le Wonder Panoramic Camera.

Quatre ans plus tard, le "Cyclographe" de Damoizeau est mis au point. Delamarre, en 1900, décrit cet appareil comme, le type le plus parfait et le plus pratique des appareils panoramiques [25]. Le film défile de façon synchrone avec l'optique, celle-ci effectuant une rotation ; l'angle de champ peut ainsi atteindre 360° voire bien plus, si l'appareil effectue plusieurs révolutions.

Jusqu'à l'arrivée de la technologie du numérique, il faut noter l'absence d'invention majeure dans les systèmes de prise de vue panoramiques. Juste un perfectionnement du "Cyclographe" de Damoizeau.

Le monde binaire apporte deux innovations majeures : La possibilité d'assembler plusieurs prises de vues avec un changement de projection de l'image et le principe du Quick-time Virtual Reality (QTVR). Cette technologie permet de regarder un paysage comme si nous tournions sur nous-mêmes.

La base du QTVR 1995, par Apple est une série de photographies qui seront assemblées et mises bout à bout pour en réaliser un cylindre. Une séquence QTVR peut avoir des zones cliquables qui ouvrent un lien vers d'autres pages Internet ou d'autres

écrans de CD-ROM [26]. Notons que la première innovation (l'assemblage des images) s'inscrit dans un processus de captation, alors que la deuxième (le QTVR) concerne la restitution.

2.4 Les caméras à grand champ de vision

Historiquement, le début des caméras panoramiques remonte à 1843 grâce à Steven Morton. Pendant la même année, l'australien Puchberger propose un système dioptrique couvrant un angle de vue de 150° , (voir FIGURE 2.4). Et, ce n'est qu'en 1857 que le champ de vision de 360° fut atteint grâce à l'anglais Garella qui monte un instrument photographique rotationnel [2]. Dans ce qui suit, nous verrons deux différentes méthodes ou systèmes artificiels qui visent l'élargissement du champ de vision, la dioptrie et la catadioptrie en se servant des deux principales propriétés de l'optique, la réflexion et la diffraction.

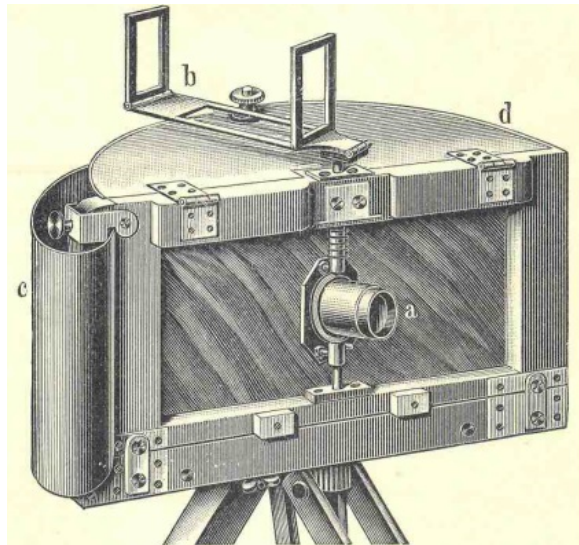


FIGURE 2.4 – Caméra de Puchberger

2.4.1 Les solutions dioptriques

Ce principe se résume dans l'utilisation des caméras ordinaires, avec un ajustement de la lentille d'acquisition, afin de capter le maximum d'informations et de couvrir le plus grand champ de vision possible.

a. Caméras aux lentilles spéciales « Fish-eye »

L'utilisation des lentilles "Fish-eye" permet aux caméras "Fish-eye" (œil de poisson) d'élargir énormément leurs champs de vue. Malgré leurs très courtes distances focales elles atteignent un champ de vue de 180° [27], dans la diagonale pour les lentilles "Fish-eye" diagonales et sur toute l'image pour les lentilles "Fish-eye" circulaires. Ces dernières capturent des images plus ou moins complexes pour leurs déformations. La FIGURE 2.5 illustre un exemple d'image "Fish-eye".

En effet, à l'exception des lignes passant par le centre d'image, les autres lignes sont fortement courbées. La difficulté est plus accentuée sur la périphérie car la résolution



FIGURE 2.5 – Image "Fishe-eye"

est faible. En outre, ces images ne peuvent pas être transformées en images perspectives, car les objectifs "Fish-eye" n'ont pas un point de vue unique et sont difficiles à modéliser [28, 29, 30]. Une photo "Fish-eye" peut directement être transformée en image panoramique.

Dans [31] Ying et al ont proposé une lentille appelée "Panoramic Annular Lens" (PAL) qui acquiert une image panoramique sans distorsion. Le système présenté peut être facilement miniaturisé mais sa modélisation est complexe. Par ailleurs, le champ de vue vertical est assez faible et difficilement augmentable [32].

D'autres auteurs utilisent des lentilles "Fish-eye" pour acquérir des images 360° à l'aide d'une technique des mosaïques [33]. Malheureusement cette dernière nécessite un temps d'acquisition, du fait qu'elle ne prend des images mosaïques que les centres optiques et rejettent le reste de chacune d'elles pour construire l'image panoramique. La FIGURE 2.6 montre un modèle de caméra "Fish-eye" ainsi que la lentille correspon-



FIGURE 2.6 – Lentille "Fish-eye" et caméra Fish-eye

dante. On peut constater sa simplicité, sa pratique et son faible poids. Sa complexité réside dans sa lentille ce qui explique son prix exorbitant.

b. Systèmes aux caméras multiples

L'utilisation des systèmes aux caméras multiples présente des solutions aux problèmes rencontrés par les systèmes rotationnels. En effet, la prise synchronisée des images par plusieurs caméras permet de réduire considérablement le temps d'acqui-

sition. Le positionnement des caméras est de sorte à avoir une zone de recouvrement entre les différents champs visuels. Dans [34] Nalwa construit une image panoramique

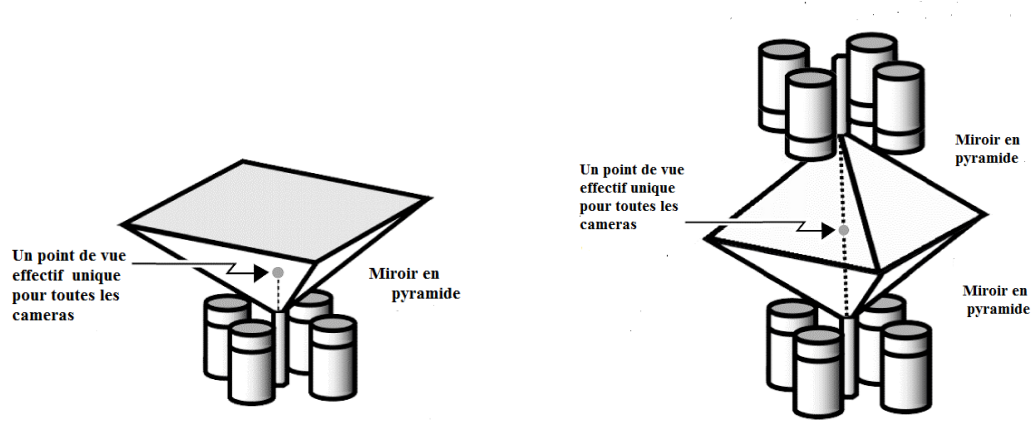


FIGURE 2.7 – Systèmes de caméras pyramidales "Full view"

en utilisant un système, appelé "Full view", composé de quatre miroirs triangulaires formant un miroir pyramidal. À chaque miroir est associée une caméra conventionnelle, comme il est schématisé en FIGURE 2.7. L'inconvénient dans ce système est le problème de discontinuité lors de la juxtaposition des quatre images pour l'obtention de l'image panoramique.

La FIGURE 2.8 montre le design commercialisé du système de la caméra "Full view". Ce système peut être classé parmi les capteurs d'images catadioptriques.

Un autre auteur présente dans [35] un système de caméras multiples, appelé "Ring-cam", montré en FIGURE 2.9, permettant la création d'une image panoramique, avec une haute résolution, en temps réel.

En 2008 Jean-Philippe Tardif, Yanis Pavlidis et Kostas Daniilidis trois chercheurs américains ont suggéré un système de six caméras de type Charge Coupled Device (CCD), capable d'acquérir une scène de 360° , ce dernier était nommé "Ladybug" et fabriqué par l'entreprise canadienne Point Grey, elle permet l'acquisition



FIGURE 2.8 – Caméras "Full view"

de 75% de l'image sphérique de son alentour. Le lecteur peut le percevoir en FIGURE 2.10. Cependant le phénomène des angles morts ne peut être évité dans la majorité des cas, autrement dit, certaines parties de la scène ne sont pas capturées par aucune des caméras. Ce phénomène présente un inconvénient majeur et empêche la formation de l'image panoramique. Le cas du défaut de la duplication de quelques



FIGURE 2.9 – Caméra "Ring-cam"

parties, peut être présent, ce qui nécessite des précautions dans les traitements après

acquisitions afin d’obtenir une image panoramique.

Récemment, en 2013 des chercheurs américains dirigés par John Rogers de l’université de l’Illinois (États-Unis), ont mis une esquisse d’une nouvelle caméra, visant l’omnidirectionnalité de l’image, à l’instar des arthropodes qui possèdent un grand champ et une très grande finesse de vision à l’écart de la distance et de la position de l’objet perçu. Le capteur hémisphérique de cette caméra se compose d’un très grand nombre de micro-lentilles juxtaposées. Leur objectif est celui d’atteindre un nombre de 4500 micro-lentilles comme celui d’un œil d’une abeille. Pour le moment ils n’ont pu faire qu’une de 180 micro-lentilles en noir et blanc.

Le domaine de cette recherche reste ouvert pour plus de résolution et couleurs, voire



FIGURE 2.10 – La caméra omnidirectionnelle Ladybug 2, avec ses six capteurs CCD

même la forme hémisphérique qui s’oppose aux composants électroniques dont les formes sont plates. Le secret de ce système réside dans les matériaux extensibles (ou élastomère) afin de gonfler le capteur qui était initialement plat. La FIGURE 2.11 illustre la forme raffinée finale de la caméra hémisphérique de Rogers à droite et son circuit électronique à gauche, tandis que celle présentée sur la FIGURE 2.12 est sa forme commercialisée.

Chaque photo-diode entre les 180s qui composent cette caméra, correspond à un pixel. Plusieurs essais ont réalisé un très grand succès mais le problème d’augmen-

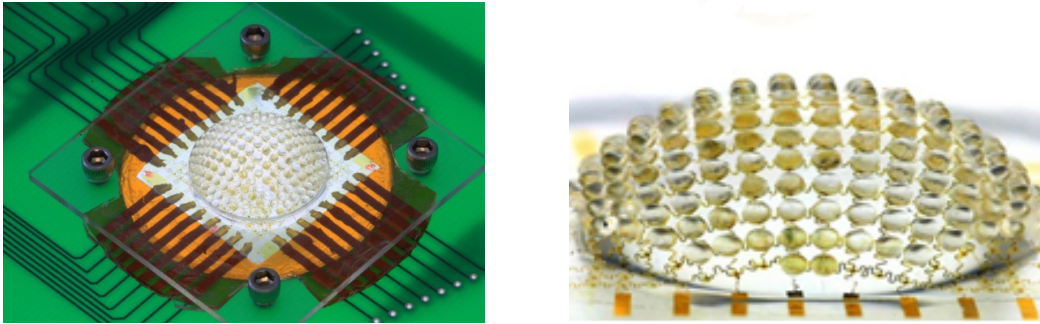


FIGURE 2.11 – La caméra hémisphérique

tation de la résolution reste posé. En outre, augmenter la résolution implique l'augmentation du nombre de photo-diodes, ce qui exige une miniaturisation de plus en plus importante du système.



FIGURE 2.12 – Caméra hémisphérique commercialisée

c. Systèmes aux caméras tournantes

Cette solution consiste à obtenir une image panoramique par l'utilisation d'une caméra perspective en rotation, autour d'un axe vertical ou horizontal fixe, avec

une vitesse angulaire constante, comme il est indiqué sur la FIGURE 2.13. Une fois les



FIGURE 2.13 – Principe de l'utilisation d'une caméra tournante

images perspectives acquises, le panorama est construit, pour les capteurs matriciels, en utilisant la technique de mosaïcing (voir FIGURE 2.14). Ce système rotationnel est utilisé aussi par de nombreux auteurs dans [36, 37, 38].

Au 19^{me} siècle, les procédés panoramiques permettaient d'obtenir des images couvrant jusqu'à 180°. Le premier panorama complet obtenu par rotation d'un appareil fut réalisé par Damoizeau, en 1891, avec son "Cyclographe". Cependant, les essais de projection de la scène, lors de l'exposition de Chicago, ne donnaient que des résultats imparfaits.

Le 29 décembre 1900, Louis Lumière dépose le brevet du Photorama. Il s'agit d'un procédé de photographie panoramique permettant la reproduction complète de l'horizon (360°) sur un seul cliché, et surtout la projection intégrale de ce cliché sur un écran cylindrique via la rotation continue de 180 *trs/min* (3 tours par seconde)[39], d'un plateau supportant 12 objectifs (voir FIGURE 2.15). La persistance rétinienne confond l'ensemble des portions d'images projetées sur l'écran circulaire en une seule image continue, éliminant ainsi les aberrations dues à l'emploi d'objectifs grossissants.



(a)



(b)

FIGURE 2.14 – Séquences perceptives et images panoramique construite par la technique de mosaicing

Exceptionnellement, le système de Louis Lumière était le premier à permettre à la fois la prise de vue et la projection parfaite et sans aberrations, d'un tour d'horizon, et ce dans des proportions gigantesques puisque l'image projetée mesurait plus de 6 m de hauteur. Les prises de vues étaient réalisées avec le périphote et la projection avec le photorama dont l'unique exemplaire retrouvé se trouve dans le Musée Lumière (FIGURE 2.15). Un exemple d'image panoramique prise par ce genre de capteur est illustré dans la FIGURE 2.16.

Dans [40], Peleg et Ban-Ezra utilisent une caméra perspective rotative (FIGURE 2.13) pour créer des images panoramiques. Une technique de projection circulaire des images, est développée à partir de mosaïques d'images perspectives (FIGURE 2.14.a).

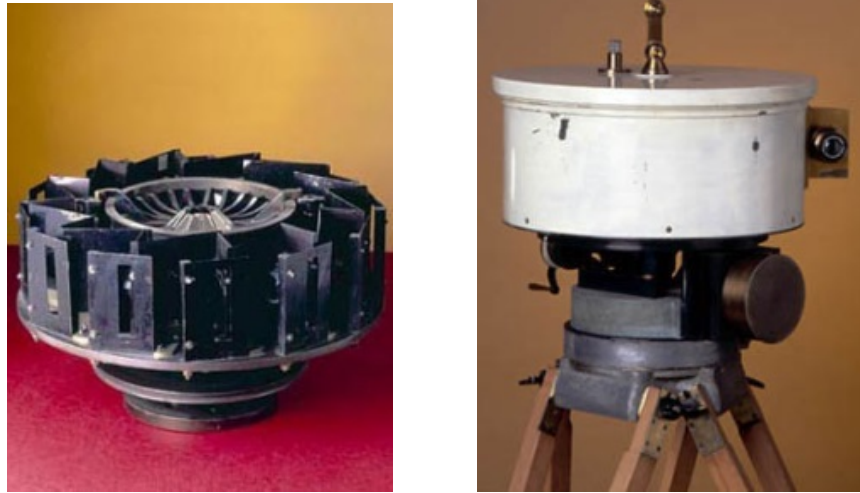


FIGURE 2.15 – Le projecteur panoramique Photorama et l'appareil panoramique Périphote

L'utilisation d'une caméra perspective permet de spécifier la résolution horizontale des images ainsi que la vitesse de rotation, il est donc possible d'acquérir des images de très haute résolution.

Cependant, une grande précision au niveau du dispositif d'animation de la caméra



FIGURE 2.16 – Une vue pour Photorama, prise à Dinard en 1901

est nécessaire car, pour obtenir un point de vue unique, le centre optique de la caméra doit coïncider avec l'axe de rotation du système. De plus, le temps d'acquisition d'une image panoramique est assez long, la scène doit donc rester fixe durant toute la phase d'acquisition.

Ces capteurs sont, par conséquent, plutôt indiqués pour l'acquisition de scènes sta-

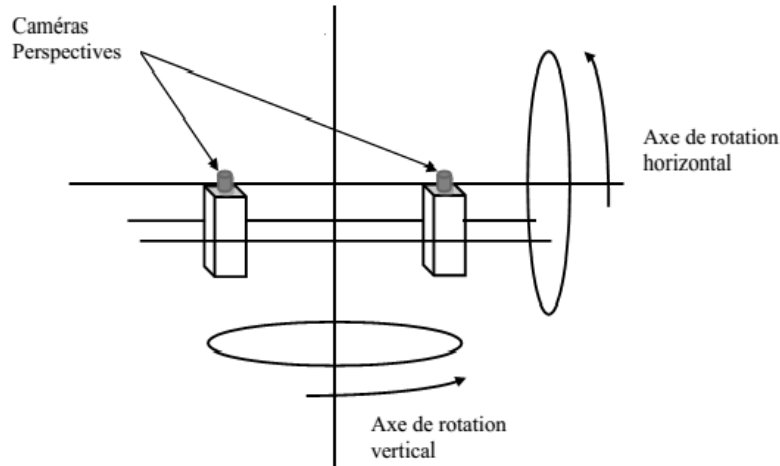


FIGURE 2.17 – Capteur stéréoscopique dédié à l'acquisition d'images sphériques couleurs

tiques, même si dans la littérature, Barth et Barrows[41] ont développé une méthode d'acquisition rapide d'images panoramiques pour des robots en mouvement en utilisant une caméra linéaire.

Dans [42], Romain *et al* proposent d'utiliser deux caméras perspectives couplées à un projecteur de lumière structurée infrarouge. Ils réalisent, avec ce capteur, l'acquisition et la restitution 3D d'un couple d'images stéréoscopiques panoramiques avec des couleurs représentatives de la scène observée.

Dans [37], un capteur stéréoscopique original dédié à l'acquisition d'images sphériques couleur (FIGURE 2.17) est conçu à l'aide de deux caméras perspectives mises en rotation. Leur centre optique est placé sur un axe de rotation horizontal. Un axe de rotation vertical passant par le milieu des deux centres optiques, facilite l'acquisition de l'ensemble de la scène sur $360^\circ \times 360^\circ$ en 3D pour des applications multimédias et cinématographiques.

Récemment, l'utilisation de caméras "Fish-eye" tournante (Ricoh 360) a connu le jour par des japonais qui ont réussi à placer deux caméras sur un plateau motorisé tournant, son étalonnage était facile selon leur point de vue. Mais, le problème ma-

jeur est de rester fixe sur son plateau [3].

L'utilisation d'une caméra en rotation, si elle permet d'obtenir des images avec des résolutions assez importantes présente le gros inconvénient de ne pas pouvoir percevoir l'environnement de manière omnidirectionnelle instantanée, Cette approche pose des problèmes de positionnement, de synchronisation des prises des vues et de temps de prise des images, ce qui la rend inutilisable dans le cas des scènes dynamiques [3, 39, 43].

2.4.2 Les solutions catadioptriques

Un système catadioptrique est un système optique comportant un élément réflecteur (catoptrique) et un élément réfringent (dioptrique). Généralement, l'élément réflecteur est un miroir convexe (sphérique, parabolique, hyperbolique, ou conique) ; l'élément réfringent est présenté par les lentilles du système. Une illustration est donnée en FIGURE 2.18 et en [61]. En particulier, un capteur catadioptrique est constitué d'une caméra classique et d'un miroir. Selon le type du miroir utilisé, il est possible d'obtenir des propriétés particulières (voir le chapitre 3).

En utilisant un miroir de révolution nous parvenons à avoir une vision de 360° en une seule prise. Cette configuration est particulièrement un avantage indéniable dans certaines applications, voire même bien adaptée à la robotique mobile ou à la vidéo surveillance. Dans ces types d'applications, l'élargissement du champ de vision est un atout majeur.

Contrairement aux dispositifs à base de caméra tournante, lors de l'utilisation d'un miroir de révolution, l'accroissement du champ de vision ne se fait pas au détriment de la vitesse d'acquisition, voire plus, l'acquisition est instantanée. En effet la vitesse d'acquisition est celle de la caméra classique.

Cependant, le champ de vision ayant été élargi sans pour autant que la taille du capteur d'image ne soit particulièrement agrandie. Les techniques utilisées dans ce

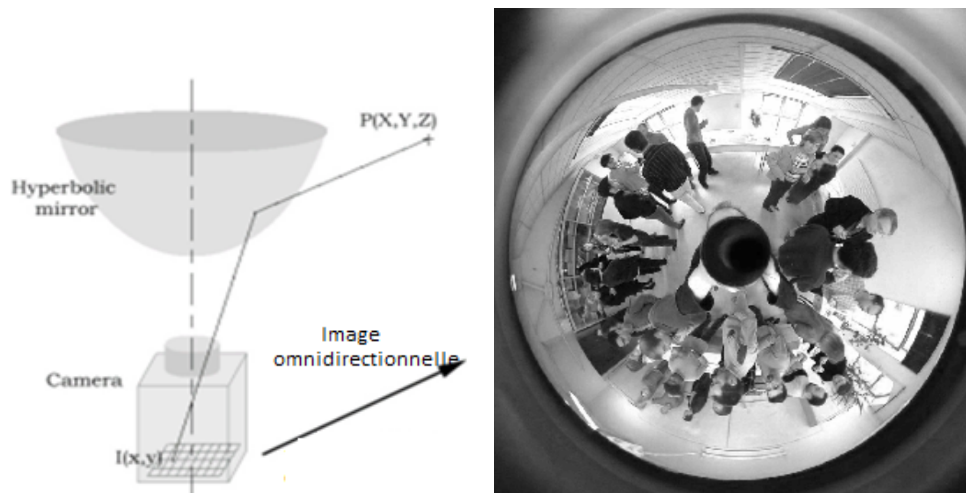


FIGURE 2.18 – Système catadioptrique et image omnidirectionnelle issue d’une caméra CCD classique

genre de capteur aboutissent malheureusement à des images avec de fortes distorsions connues par les anamorphoses, dont il faut tenir compte pendant l’exploitation de l’information visuelle.

En effet, les droites de la scène observée ne sont plus des droites dans l’image, comme il est montré en FIGURE 2.18. La topologie euclidienne dans le plan image n’a plus de signification physique, la géométrie projective n’est plus respectée.

Néanmoins, depuis l’an 2000, un cadre théorique a permis de modéliser ces images comme des images sphériques ou hémisphériques (voir FIGURE 2.19). C’est dans ce cadre que nous montrerons comment adapter les outils classiques développés pour les caméras perspectives aux caméras omnidirectionnelles (sujet de cette thèse).

Ainsi, dans cette thèse, nous nous intéresserons aux différents moyens pour obtenir des images omnidirectionnelles. Puis nous verrons que celles-ci peuvent être considérées comme des images sphériques (voir FIGURE 2.19). Cette modélisation nous permettra alors d’adapter les outils classiques de traitement à ces images particulières.

À la différence des capteurs ”Fish-eye” dont les images sont transformées seulement en images panoramique, les images omnidirectionnelles ou catadioptrique sont

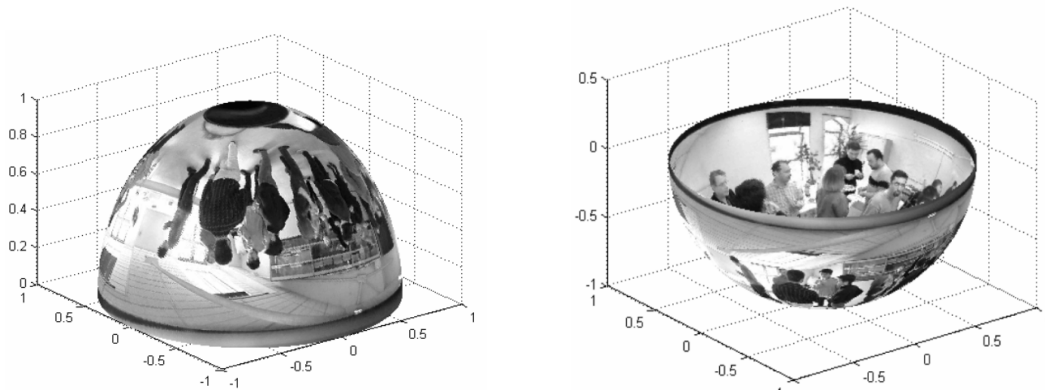


FIGURE 2.19 – Projections hémisphériques de l’image omnidirectionnelle

transformables aussi bien en images panoramiques qu’en images sphériques, hémisphériques et perspectives (voir FIGURE 2.20).

Cette caméra permet de remplacer quatre caméras. En effet elle permet une visualisation sur 360° en temps réel. Cela nous permet de surveiller et d’enregistrer en même temps tous les angles de vue, contrairement à une caméra motorisée qui est souvent au mauvais endroit. En disposant cette caméra, par exemple, au centre d’une pièce ou dans une des entrées d’un magasin, nous aurons la possibilité de visualiser l’intégralité de la pièce sans aucun angle mort.

Les systèmes catadioptriques ne sont pas sans inconvénients : La déformation de l’image, la diminution de la résolution près du centre dans la scène perçue, qui s’accroît en s’approchant de la périphérie, puisque la scène embrassée est beaucoup plus vaste, chaque pixel regarde donc un ”angle solide” plus important, calibrage complexe du système...

Toutefois, grâce à ses nombreux avantages, les chercheurs approfondissent de plus en plus, les études sur les systèmes catadioptriques.

a. Capteurs catadioptriques

Malgré le jeune âge des capteurs omnidirectionnels, l’idée mère est très vieille. En 1935, Escher représente ”Hand with Reflecting Sphere” (FIGURE 2.21), connu aussi

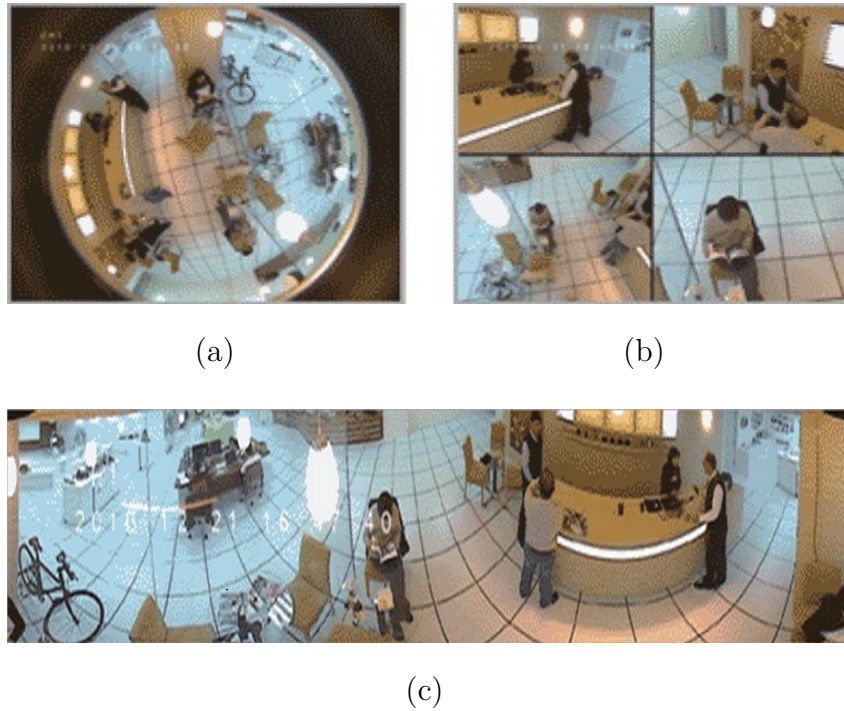


FIGURE 2.20 – Vision omnidirectionnelle : Image omnidirectionnelle, image perspective et image panoramique (télésurveillance)

par "Self-Portrait in Spherical Mirror", un globe sphérique reflétant l'environnement de l'artiste [44]. Ceci était l'origine de l'utilisation des miroirs de révolution (parabolique, sphérique, conique ...).

Rappelons que les systèmes omnidirectionnels catadioptriques résultent de la combinaison des lentilles et des miroirs. "Dioptrique" signifie science des éléments réfractants (lentilles) et "catoptrique", science des surfaces réfléchissantes (miroirs)[3].

Pour la première fois, en 1637, un concept de caméra catadioptrique centrale est apparu dans la présentation de René Descartes en discours de la méthode [45]. Cependant le miroir concave est utilisé en astronomie dans la fabrication des télescopes depuis les années cinquante.

En 1970, D. Rees [46] avait proposé l'idée originale d'utiliser le miroir hyperbolique pour acquérir des images omnidirectionnelles qui peuvent être transformées en images perspectives et en 1987, S. Oh *et al* ont utilisé un système omnidirectionnel dans la

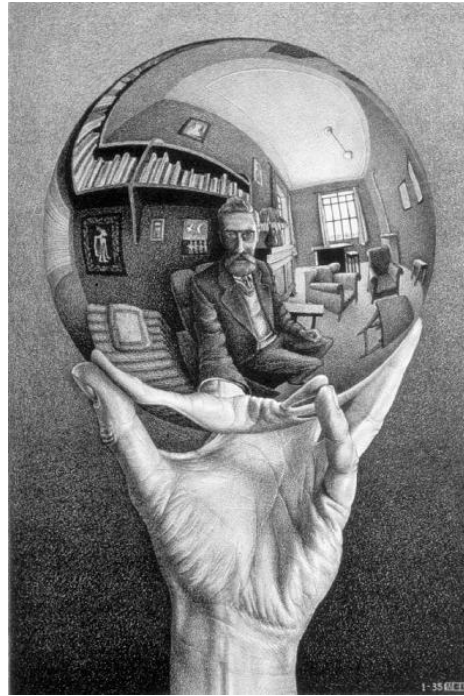


FIGURE 2.21 – Hand with Reflecting Sphere.

navigation d'un robot en mouvement [28].

Après 1990, plusieurs types de capteurs omnidirectionnels ont été connus. Yagi et kawato [47] ont pu mettre les premières esquisses d'un capteur omnidirectionnel à l'aide d'un miroir conique et ils ont tiré l'honneur pour l'invention du premier capteur omnidirectionnel en robotique (*COPIS*).

A l'instar de cette dernière, le miroir sphérique a été employé dans [48] et l'hyperbolique dans [49] pour la même application dans la navigation d'un robot mobile basé sur la vision par ordinateur.

L'idée a ensuite été popularisée dans un langage moderne et présentée à la communauté de la vision par ordinateur en 1997 par Baker et Nayar [50, 51, 52].

Ils étaient les premiers à analyser théoriquement les systèmes de formation d'images pour les capteurs omnidirectionnels. Ils ont développé et ont fait breveter un système combinant un miroir parabolique et un objectif télé-centrique.

En 2000 : Geyer *et al* ont posé le théorème de la sphère équivalente pour les cap-

teurs centraux [19], les mêmes auteurs [20] proposent en 2001 la géométrie projective catadioptrique et en 2002 Daniilidis *et all* posent les premiers traitements d'images catadioptriques spécifiques [53]. La FIGURE 2.22 montre quelques modèles de capteur catadioptriques ; capteurs paraboliques et capteurs hyperboliques.



FIGURE 2.22 – Les capteurs omnidirectionnels

Capteurs catadioptriques centraux : Les capteurs catadioptriques centraux sont des systèmes qui vérifient la contrainte du point de vue unique (voir chapitre 3) ; de sorte que les rayons réfléchis convergent vers le même point. La FIGURE 2.23 (a, b) présente deux capteurs centraux avec un unique point de vue effectif. Pour ces systèmes la reconstitution en images perspectives se fait d'une manière aisée. Ces dernières sont alors traitées en utilisant des techniques "classiques" développées dans le domaine de la vision par ordinateur dédiées aux caméras à projection perspective.

Les capteurs catadioptriques disposant des miroirs plans, paraboloides, hyperboloides ou ellipsoïdes admettent un point de vue unique. Les miroirs sphériques et coniques admettent aussi un point de vue unique, mais le montage miroirs + caméras n'y en a pas [2].

En 1970, Rees [46] avait proposé l'idée originale d'utiliser un miroir hyperbolique pour

acquérir des images omnidirectionnelles transformables en images perspectives. Baker et Nayar [50, 51, 52] ont présenté une classe complète des capteurs catadioptriques ayant un point de vue unique. Ils sont les premiers à analyser théoriquement les systèmes de formation d'images pour les capteurs omnidirectionnels. Ils ont développé des systèmes catadioptriques qui peuvent par exemple être établis en combinant une caméra orthographique avec un miroir parabolique, ou une caméra perspective avec un miroir hyperbolique [49]. Dans le chapitre suivant, nous nous arrêtons sur les caractéristiques de quelques types de miroirs utilisés pour la construction des capteurs catadioptriques centraux : Le miroir hyperbolique et parabolique.

Capteurs catadioptriques non centraux : Dans le cas des capteurs catadioptriques non centraux, la réflexion des points sur le miroir (ou sur le dioptre) forme une ligne ou une surface qu'on appelle une caustique. Les deux miroirs qui peuvent être classés dans cette catégorie sont le miroir conique et sphérique. Une fois combiné avec une caméra perspective, le miroir conique produit un système non central avec une caustique ayant la forme d'un cercle. La FIGURE 2.23 (c, d) présente deux cas de capteurs non centraux. Si la focale de la caméra coïncide avec le sommet du cône, alors le capteur composé d'un miroir conique et une caméra perspective vérifie la contrainte du point de vue unique. Cette solution ne peut être employée pour élargir le champ visuel. La solution communément utilisée consiste à éloigner la caméra du cône. Le point de vue n'est plus unique : il s'agit d'un cercle dont le rayon dépend de la distance entre le point de vue et le sommet du cône, et dépend aussi de l'angle au sommet du cône. Dans [54], les auteurs ont montré qu'il est possible de considérer ce capteur comme ayant un point de vue unique. Le miroir sphérique ne peut pas non plus fournir un champ de vision large : si le point de vue unique et le point focal de la caméra sont confondus sur l'image acquise, seule la caméra serait visible (voir chapitre 3). Cependant, ces miroirs sont utilisés dans plusieurs applications de robotique et de vidéo-surveillance. Dans [55, 56] les auteurs utilisent un miroir

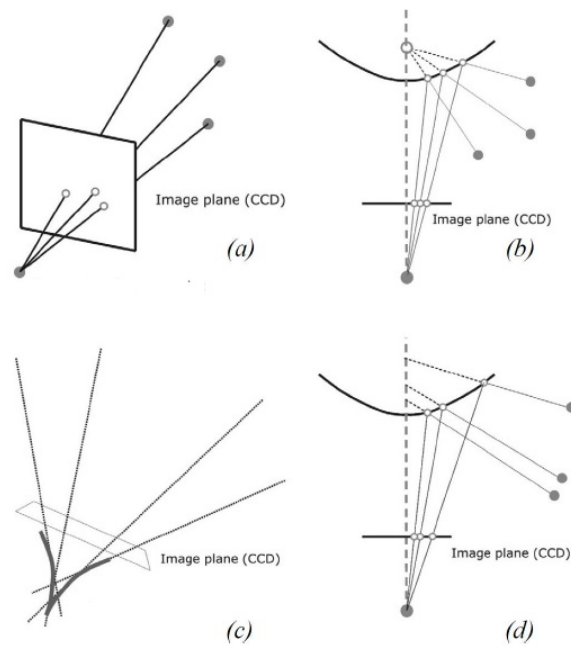


FIGURE 2.23 – Capteurs catadioptriques centraux et non centraux

sphérique pour la localisation du robot. Dans [57], les auteurs proposent un système catadioptrique à point de vue non unique avec un miroir sphérique.

2.5 Conclusion

Élargir et optimiser le champ de vision est toujours un sujet qui suscite l'intérêt des chercheurs dans le domaine de la vision artificielle. Dans ce chapitre, nous avons vu différents moyens pour atteindre cet objectif, en commençant par les systèmes en rotation initiés depuis 1857 qui posent, entre autres, un problème de temps de prise des images. Les systèmes à caméras multiples remédient à ce problème grâce à la capture synchronisée. Cependant, ces derniers présentent des difficultés d'acquisition (les angles morts). Nous avons aussi vu les capteurs basés sur des lentilles "Fish-eye", une autre façon d'élargir le champ de vision mais avec des images résultantes

comportant des distorsions. Le dernier principe présenté dans ce chapitre, est celui basé sur les capteurs catadioptriques, formés d'une combinaison d'un miroir avec une caméra, ils présentent une vue large d'une manière simple, efficace et plus rapide. Les capteurs catadioptriques sont scindés en capteurs centraux et autres non centraux. Les capteurs centraux vérifient la contrainte du point de vue unique ce qui rend la reconstitution de l'image perspective aisée. Cependant, du fait de l'utilisation des miroirs de révolution, les images omnidirectionnelles résultantes comportent des distorsions radiales importantes ce qui nuit à leur traitement et interprétation. Dans le chapitre 3, nous nous intéressons à la façon dont les images catadioptriques et omnidirectionnelles sont formées et les relations qui existent entre elles.

Chapitre 3

Théorie de la formation de l'image catadioptrique et traitement de l'image omnidirectionnelle

3.1 Introduction

Les caméras les plus utilisées pratiquement sont celles de type "trou d'aiguille" (caméras à sténopé). C'est à dire que le monde est perçu à partir d'une image prise à travers un trou ponctuel. Ce point est le lieu de convergence des rayons lumineux captés par la caméra. Ainsi ne sera prise en image que la partie de l'environnement incluse dans le volume d'une pyramide, définie par la taille de l'image et la distance entre le capteur et le centre de projection. La base du tronc de ce pyramide est située à l'infini.

En conséquence, les chercheurs ont dû recourir à des caméras multiples ou rotatives pour la prise de la scène entière. Notons que, le moyen le plus efficace, parmi ceux cités au chapitre 2, ayant le but d'améliorer le champ de vision, est d'utiliser des miroirs conjointement avec des lentilles.

Dans de telles conditions, en absence du sténopé, un seul point de vue effectif est une condition nécessaire à la génération d'images en perspective géométriquement correctes [15], et à l'existence d'une géométrie épipolaire liée au capteur mobile, indépendante de la structure de la scène [16]. Il est hautement souhaitable que tout système de vision ait un seul point de vue, notamment lorsqu'il s'agit d'un système d'imagerie catadioptrique, et omnidirectionnel dans son champ de vision.

Les systèmes d'imagerie catadioptrique qui préservent l'unicité du point de vue de projection sont appelés systèmes catadioptriques centraux, déjà provoqués dans le chapitre précédent.

L'imagerie catadioptrique centrale peut être très avantageuse pour de nombreuses applications, voire même l'asservissement, souffrant du problème de la direction, qui peut se trouver en dehors du champ de vision, peut également bénéficier de champs de vision améliorés, car elle combine deux caractéristiques importantes : un centre de projection unique et un large champ de vision. L'inconvénient en général, de ce type de capteurs est incontournable : le maillage entre les points en $3D$ et dans l'image plane est fortement non linéaire.

La formation d'une image en perspective peut être décrite par un modèle linéaire avec des propriétés géométriques bien connues. Souvent, ces images sont correctes, puisqu'elles sont générées à partir d'images capturées par des capteurs catadioptriques et ensuite traitées. Nous souhaitons étudier les avantages de travailler directement avec les images catadioptriques sans les déformer. Les applications utilisant des informations directement extraites d'images panoramiques ne peuvent être développées que si la géométrie de la formation de l'image catadioptrique centrale est connue. Par conséquent les opérateurs classiquement connus ne sont plus adéquats.

Ce chapitre étudie, en premier lieu, la géométrie de la formation de l'image centrale catadioptrique à point de vue effectif unique et fixe. Ensuite propose une adaptation des différents opérateurs de traitements bas niveau de l'image classique,

à l'image omnidirectionnelle.

3.2 Formation de l'image catadioptrique

La théorie du point de vue unique permet à l'utilisateur de générer des images en perspective géométriquement correctes à partir des images capturées par la caméra omnidirectionnelle.

Dans cette section, nous montrerons d'abord le cas général de la formation de l'image catadioptrique, ensuite nous étalerons le principe pour quelques exemples de miroirs et nous détaillerons celui à miroir parabolique. En d'autres termes, nous décrirons la solution de la contrainte du point de vue unique, y compris les solutions en référence à de nombreux systèmes catadioptriques qui ont été proposés dans la littérature. En outre, nous inclurons une analyse détaillée du flou de défocalisation causé par l'utilisation d'un miroir de révolution dans un capteur catadioptrique.

3.2.1 Le point de vue unique

Le point de vue unique, *Single View Point (SVP)*, est un centre de projection particulier irremplaçable [2], à partir duquel le monde en 3D est vu de la même façon. En effet, dans la version idéale du modèle de projection perspective, les lignes de vue sont intersectées en ce point.

Dans le cas empirique, le fait que l'environnement projeté sur le miroir est centré, tous les rayons lumineux convergent vers ce point, plus précisément dit, tous les rayons passent par ce point. Dans une direction particulière, chaque pixel de l'image détectée reflète l'intensité du rayon lumineux passant à travers la perspective. Lorsque la géométrie de la caméra omnidirectionnelle est connue, c'est-à-dire, lorsque la caméra est étalonnée, on peut pré-calculer cette direction pour chaque pixel. Par conséquent, la valeur irradiante mesurée par chaque pixel peut être projetée sur un

plan à n'importe quelle distance de la caméra perspective pour former une image perspective plane. De plus, l'image peut être mappée sur une sphère centrée selon une perspective unique, c'est-à-dire selon une projection sphérique.

Le point de vue unique permet aussi à l'utilisateur d'appliquer la théorie de la géométrie épipolaire, qui est extrêmement importante pour la modélisation du mouvement dans la scène. La géométrie épipolaire tient bien pour toute caméra centrale, en perspective et en omnidirectionnelle. Par conséquent une famille de modèles des caméras à point de vue unique a vu le jour baptisées par caméras centrales, grâce à leurs caractéristiques qui vérifient cette contrainte. Les miroirs plans, miroirs paraboloides, miroirs hyperboloides, miroirs ellipsoïdes, miroirs sphériques et miroirs coniques admettent un *SVP*, (voir FIGURE 3.1).

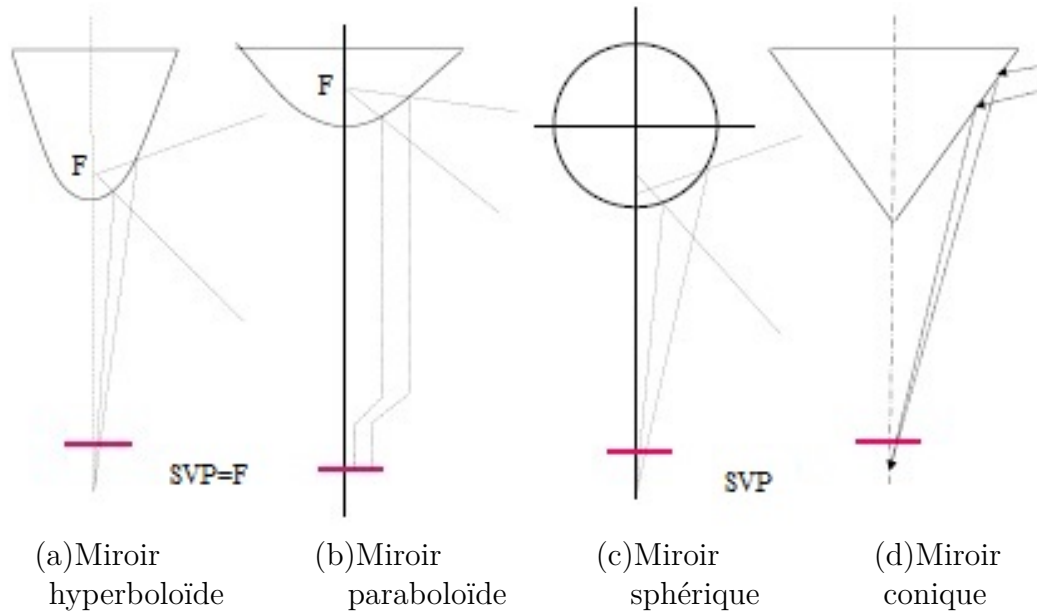


FIGURE 3.1 – Formes géométriques des miroirs

3.2.2 La contrainte du point de vue unique

La contrainte du point de vue fixe et unique, *Single View Point Constraint*

(*SVPC*) [50, 51], selon laquelle un capteur catadioptrique mesure uniquement l'intensité de la lumière qui passe par un point unique *SVP* dans l'espace $3D$, est une fonction exigée dans les systèmes catadioptriques centraux. La direction du rayon lumineux passant par le *SVP* peut varier uniquement en valeur. En d'autres termes, le capteur catadioptrique doit échantillonner la fonction plénoptique $5D$ à partir d'un seul et unique point de l'espace $3D$. Un capteur catadioptrique doit calculer la fonction *SVPC* en se référant seulement au point de vue effectif *SVP*.

Cette contrainte ne peut être valable que pour certaines formes de miroirs et pour certaines positions précises de la caméra relativement au miroir.

Supposons que nous utilisons une seule caméra conventionnelle comme un seul élément de détection et un seul miroir comme une seule surface réfléchissante. Si la caméra est de type perspective idéal et que nous négligeons le flou de dé-focalisation, elle peut être modélisée par le point à travers lequel la projection de l'image perspective est effectuée ; c'est-à-dire le point effectif de la caméra perspective (Le sténopé). Ensuite, la *SVPC* exige que chaque rayon lumineux traversant le sténopé de la caméra, réfléchi par le miroir, ait traversé le point de vue effectif. Dans ce qui suit nous essayons de donner des exemples du calcul algébrique de cette fonction, dans le cas général (voir FIGURE 3.2), ainsi que dans les cas d'un miroir hyperbolique et d'un miroir parabolique. Pour les autres types de miroirs (voir Annexe A).

La FIGURE 3.2 éclaircit la géométrie utilisée pour le calcul de l'équation de la *SVPC*. Dans tous les autres cas qui suivent, les schémas géométriques ne sont que des génériques, c'est à dire des cas particuliers du schéma en question.

Dans la FIGURE 3.2, le *SVP* $v_1(0, 0)$ est situé à l'origine du système de coordonnées cartésiennes $2D$ $(v_1, \hat{r}_1, \hat{z}_1)$, où (\hat{r}_1, \hat{z}_1) sont les vecteurs unitaires. La *SVPC* se traduit par la relation qui relie z_1 à r_1 : $z_1(r_1) = z_1(x, y)$ où $r_1 = \sqrt{x^2 + y^2}$ et x, y sont les coordonnées cartésiennes du point de l'espace $3D$ dans le système de base (\hat{x}, \hat{y}) .

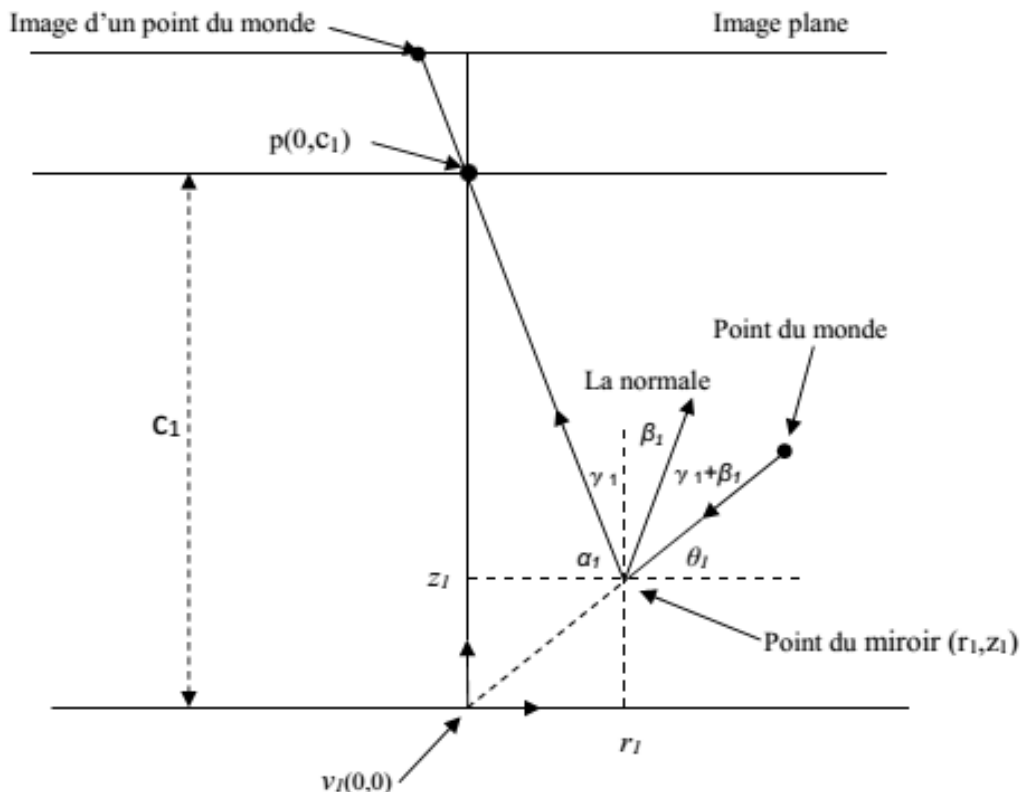


FIGURE 3.2 – La géométrie du calcul de la SVPC

Le sténopé de la caméra $p(0, c_1)$ est situé à une distance c_1 de v_1 suivant l'axe des z_1 . Si un rayon lumineux, qui allait passer par v_1 , se réfléchit au point du miroir (r_1, z_1) , l'angle entre le rayon lumineux et \hat{r}_1 , est θ_1 dont la tangente est $\tan(\theta_1) = \frac{z_1}{r_1}$. Si le rayon est ensuite réfléchi et traverse le sténopé p , l'angle qu'il fait avec \hat{r}_1 est α_1 , dont la tangente est : $\tan(\alpha_1) = \frac{c_1 - z_1}{r_1}$, et l'angle qu'il fait avec \hat{z}_1 est $\gamma_1 = 90^\circ - \alpha_1$. Enfin, si $\beta_1 = \tan^{-1}\left(-\frac{dz_1}{dr_1}\right)$ est l'angle entre la normale au miroir au point (r_1, z_1) et \hat{z}_1 , alors, et du fait que l'angle d'incidence est égal à l'angle de réflexion du moment que le miroir est spéculaire, on a la contrainte : $\alpha_1 + \theta_1 + 2\gamma_1 + 2\beta_1 = 180^\circ$. Pour plus de détails, l'intéressé peut consulter [50, 51] et toutes les références citées dans ces deux articles.

Baker et Nayar [50, 51] ont pu conclure que la solution de la *SVPC* s'obtient par la

résolution de l'équation différentielle du premier ordre, en la supposant quadratique, suivante :

$$r_1(c_1 - 2z_1)\left(\frac{dz_1}{dr_1}\right)^2 - 2(r_1^2 + c_1z_1 + z_1^2)\frac{dz_1}{dr_1} + r_1(2z_1 - c_1) = 0 \quad (3.1)$$

Ce qui donne les deux solution générales de la *SVPC* comme suit :

$$\left(z_1 - \frac{c_1}{2}\right)^2 - r_1^2\left(\frac{k_1}{2} - 1\right) = \frac{c_1^2}{4}\left(\frac{k_1 - 2}{k_1}\right) \quad (k_1 \geq 2) \quad (3.2)$$

$$\left(z_1 - \frac{c_1}{2}\right)^2 - r_1^2\left(1 + \frac{c_1^2}{2k_1}\right) = \frac{2k_1 + c_1^2}{4} \quad (k_1 > 0) \quad (3.3)$$

où $k_1 = 2e^{C_1} > 0$ et C_1 la constante d'intégration.

Selon la forme du miroir, la valeur de k_1 est choisie d'une façon adéquate [50, 51].

En suivant le même principe sus définit, nous montrerons la formation de l'image catadioptrique pour les cas les plus familiers suivants.

a. Miroirs hyperboliques

Dans l'équation (3.2), si $k_1 > 2$ et $c_1 > 0$ nous obtenons l'hyperbole avec comme expression [19] : $\frac{1}{a_h^2}\left(z_1 - \frac{c_1}{2}\right)^2 - \frac{1}{b_h^2}r^2 = 1$, où $a_h = \frac{c_1}{2}\sqrt{\frac{k_1 - 2}{k_1}}$ et $b_h = \frac{c_1}{2}\sqrt{\frac{2}{k_1}}$. Le miroir hyperbolique satisfait la *SVPC*. Le sténopé et le *SVP* sont situés aux deux foyers du miroir l'hyperbolique. Cette solution produit l'augmentation souhaitée du champ de vision. Plus la valeur de k_1 augmente plus le champ de vision est augmenté. La courbure du miroir et donc dans la limite de $k_1 \rightarrow 2$, l'hyperbole s'aplatit et devient miroir plan (voir FIGURE 3.3) .

Le miroir hyperbolique est utilisé dans [49, 50, 58]. Il est en général difficile à construire surtout que la *SVPC* nécessite que le point focal soit placé au centre de la caméra, mais également reconnu comme étant en effet, une solution pratique et met en œuvre un capteur conçu pour la navigation autonome.

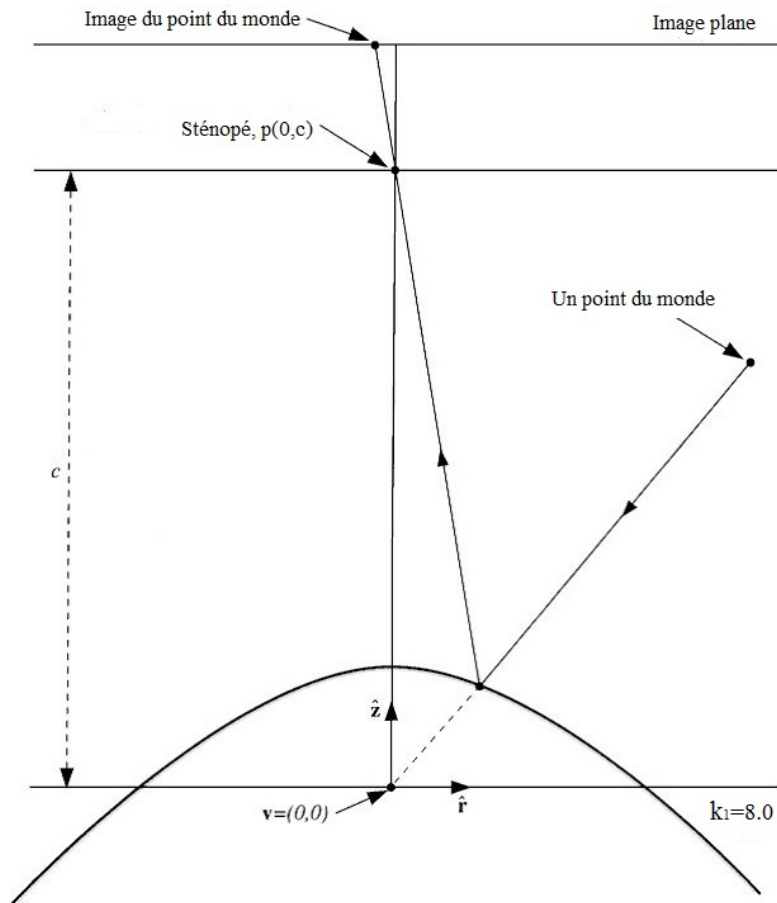


FIGURE 3.3 – Le miroir hyperbolique

b. Miroirs paraboliques

Bien que la parabole ne soit pas une solution de l'équation de la *SVPC* pour des valeurs finies de c_1 et k_1 , elle est une solution de l'équation (3.2) dans la limite que $c_1 \rightarrow \infty$, $k_1 \rightarrow \infty$ (soient trop grands), et $\frac{c_1}{k_1} = \hbar$ soit une constante. Dans ces conditions limites, l'équation (3.2) devient :

$$z_1 = \frac{\hbar^2 - r_1^2}{2\hbar} \quad (3.4)$$

Comme il est montré dans [50, 51, 52] et la FIGURE 3.4 , ce cas limite correspond à une projection orthographique.

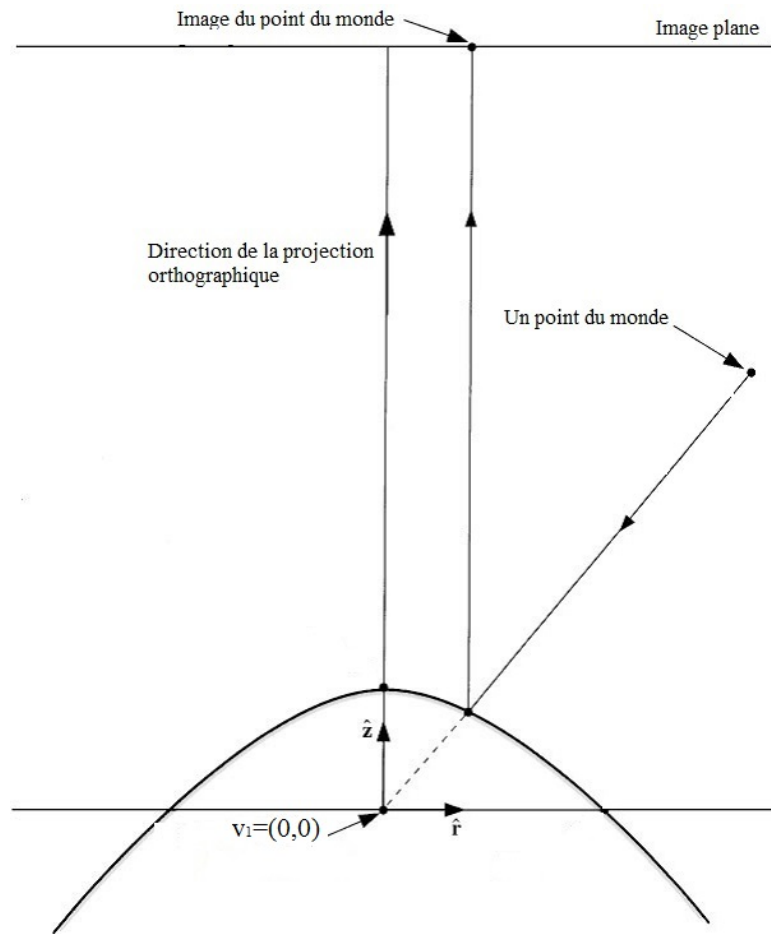


FIGURE 3.4 – Le miroir parabolique

En outre, dans cette configuration, ce système à miroir parabolique fournit un capteur omnidirectionnel pratique avec un certain nombre de propriétés avantageuses [50, 51, 52]. L'avantage que procure l'utilisation d'une caméra orthographique, est la facilité d'étalonnage du système catadioptrique qui le rend plus facile tant que la direction de la projection orthographique reste parallèle à l'axe de la parabole. Les paramètres de cette dernière et la taille physique du miroir n'ont donc pas besoin d'être déterminés pendant l'étalonnage. De plus, le miroir peut arbitrairement être choisis et reste toujours une solution. La mise en œuvre du capteur est également beaucoup plus facile car la caméra n'a pas besoin d'être positionnée avec précision. De même, le fait que le miroir puisse être choisis arbitrairement, peut aussi être

utilisé pour des configurations simples. Citons à titre d'exemple, le cas où la caméra effectue un zoom sur une partie du miroir parabolique, dans le but d'obtenir une résolution plus élevée avec un champ de vision réduit, mais sans la complication de devoir compenser la distorsion non linéaire supplémentaire provoquée par la rotation de la caméra qui serait nécessaire, parce qu'elle n'a pas besoin d'être positionnée avec précision, qui serait exigée pour obtenir le même effet dans le cas d'une acquisition perspective.

Puisque le miroir parabolique réalise une projection orthographique, le problème consistant à faire coïncider le *SVP* et le point focal, est résolu. Lorsqu'il est combiné avec une lentille télécentrique, le miroir parabolique assure la conception du capteur catadioptrique à *SVP* idéal ; simplification des contraintes de réalisation et amélioration de la qualité optique des images.

Les lentilles télécentriques sont des lentilles spéciales permettant de sélectionner le faisceau lumineux des rayons parallèles à l'axe optique de la lentille. Si cette lentille est alignée avec l'axe du miroir, seuls les rayons incidents passant par le foyer du miroir sont réfléchis parallèlement à l'axe optique.

Cependant, les principaux inconvénients du système présenté sont la taille de la lentille télécentrique et son prix exorbitant.

c. Comparaison entre les différents miroirs des systèmes catadioptriques

Le travail de Bruckstein *et al.* dans [61], détaille une analyse des systèmes catadioptriques et confirme la meilleure convenance des miroirs paraboliques et hyperboliques dans la construction des systèmes catadioptriques.

La TABLE 3.1 ci dessous, résume les principaux caractéristiques des miroirs et justifie notre adoption des systèmes para-catadioptriques où les symboles ✓, ✗, ↗, et ↘ signifient respectivement (existe, n'existe pas, bas et élevé).

En revanche de leurs prix élevés, ces deux miroirs ont des distances focales res-

TABLE 3.1 – Comparaison entre différents types de miroirs

Type de miroir	C. de vision	<i>SVP</i>	Lent. utilisée	Déformation radiale	Q. de l'image
Parabolique	↗↗	✓	Télécentrique	↗	↘
Hyperbolique	↗↗	✓	Normale	↗	↘
Conique	↘↘	✗	Normale	↗	↘
Sphérique	↘	✗	Normale	↘	↗↗

pectivement courte et longue, ce qui explique les anamorphoses sur l'image dans le cas du miroir parabolique parce qu'une distance focale faible entraîne une déformation considérable de l'image.

Le miroir sphérique est bon aussi dans les limite de son utilisation. La qualité de l'image est excellente, autrement dit la zone de netteté dans les systèmes sphéro-catadioptrique, est très large, mais le fait de ne pas avoir un *SVP* restreint son utilisation. Néanmoins le miroir parabolique et le miroir l'hyperbolique sont largement utilisés pour la simplicité de leurs étalonnages et leurs grands champs de vision, avec malheureusement la contrainte du flou et la contrainte du montage causant ainsi les bruits de charges qui ne peuvent guère être négligeables. nous verrons plus loin (section 3.3) et particulièrement, les principaux flous et bruits qui en résultent et figurent sur l'image para-catadioptrique

3.2.3 Modèle de projection unifié

C'est un modèle unifié pour toute la famille des capteurs catadioptriques centraux, proposé par Geyer et Daniilidis dans leurs remarquables travaux [19, 23]. Ils ont prouvé que le monde est d'abord projeté sur une sphère puis sur le plan image (voir FIGURE 3.5).

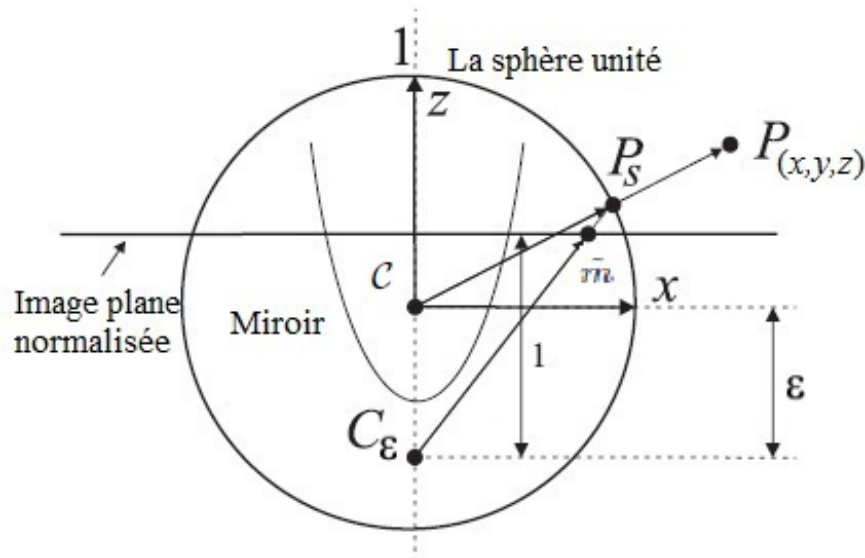


FIGURE 3.5 – Modèle de projection unifié pour les caméras catadioptriques centrales de Geyer et Daniilidis

Leur formulation se résume par : Toute projection catadioptrique est équivalente à une modélisation via une sphère, centrée au $SV P$ et parallèle à un plan tangent. Avec un centre de projection qui se situe sur la perpendiculaire à ce plan à une distance ε . Nous visons ici à trouver la relation linéaire qui relie le point de la scène et celui sur l'image plane.

Soit $P(x, y, z)$, un point de la scène captée par le miroir centré en \mathcal{C} . On suppose que l'axe de symétrie du miroir coïncide avec celui de la caméra. Par conséquent les axes de la caméra coïncident aussi avec ceux du miroir. Donc, les coordonnées sur la caméra et celles sur le miroir ne diffèrent que par la translation suivant l'axe \hat{z}_1 . Par suite, la projection de Geyer et Daniilidis [19] suit quatre étapes essentielles :

- la première étape consiste à la projection du point de la scène sur la sphère équivalente. Nous obtenons alors :

$$P_s = (x_s, y_s, z_s) = \frac{P}{\|P\|} \quad (3.5)$$

— les coordonnées de ce point sont adaptées au centre de projection $C_\varepsilon(0, 0, -\varepsilon)$.

On obtient :

$$P_\varepsilon = (x_s, y_s, z_s + \varepsilon) \quad (3.6)$$

Selon [53], la valeur de ε dépend du type du miroir dont les valeurs sont détaillées dans la TABLE 3.2. On constate que la valeur de ε est comprise entre 0 pour le miroir plan et 1 dans le cas d'un miroir parabolique.

TABLE 3.2 – Différentes valeurs de ε pour différents miroirs

type de miroir	ε
parabolique	1
hyperbolique	$\frac{d}{\sqrt{d^2 + 4l^2}}$
elliptique	$\frac{d}{\sqrt{d^2 + 4l^2}}$
plan	0

d est la distance séparant le foyer dans la section conique du miroir et le lotus rectum l .

— P_ε est ensuite projeté sur le plan image. La distance entre le plan image et C_ε est 1, donc le point m de l'image aura les valeurs suivantes :

$$\tilde{m} = (x_m, y_m, 1) = \left(\frac{x_s}{z_s + \varepsilon}, \frac{y_s}{z_s + \varepsilon}, 1 \right) \quad (3.7)$$

— Enfin, le point \tilde{m} est modélisé suivant la matrice K des paramètres intrinsèques en un point $\tilde{P} = (u, v, 1)$ sur la caméra. Sachant que u et v sont les axes du système des coordonnées de la caméra et les valeurs de la matrice intrinsèque K ne dépendent que du type de la caméra. On obtient alors :

$$\tilde{P} = K\tilde{m} \quad (3.8)$$

ce qui confirme les propriétés de linéarité annoncées par Geyer et Danilidis dans [53].

$$K = \begin{bmatrix} \alpha_u & \alpha_u \cot(\theta) & u_0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

α_u et α_v sont des paramètres intrinsèques suivant (u, v) . En effet les paramètres intrinsèques d'une caméra sont en fonction du diamètre du cercle de confusion, de la distance entre le diaphragme et la lentille, de la nature du matériau de construction de la lentille, de la distance focale de la lentille, de la distance entre la source et la lentille et le diamètre du diaphragme [59].

Dans un autre horizon, beaucoup d'autres auteurs ont focalisé leurs intérêts pour des systèmes plus simple où le point de vue n'est plus unique. La convergence peut être en plusieurs points de vue ou peut aussi prendre une forme complexe d'une surface appelée la surface caustique, voir [60].

3.3 Les aberrations : Flous et bruits dans les images catadioptriques et omnidirectionnelles

L'étroitesse des champs de vue ou les angles de vue, donnés par les caméras perspectives qui ne dépassent même pas 85° [61], incite les chercheurs et donne naissance aux caméras catadioptriques. Malheureusement, nul n'est parfait, une anomalie de flou s'est produite lors de l'utilisation des différents types de miroirs vus dans la section précédente.

Par définition le flou est l'étalement des contours dans l'image modifiant ainsi ses détails. Par conséquent, l'image dans de tels cas ne peut être adéquate pour les tâches délicates et sérieuses comme la télésurveillance, navigation des robots, les

diagnostiques, etc. Dans la majorité des cas, les caméras sont incapables de fournir

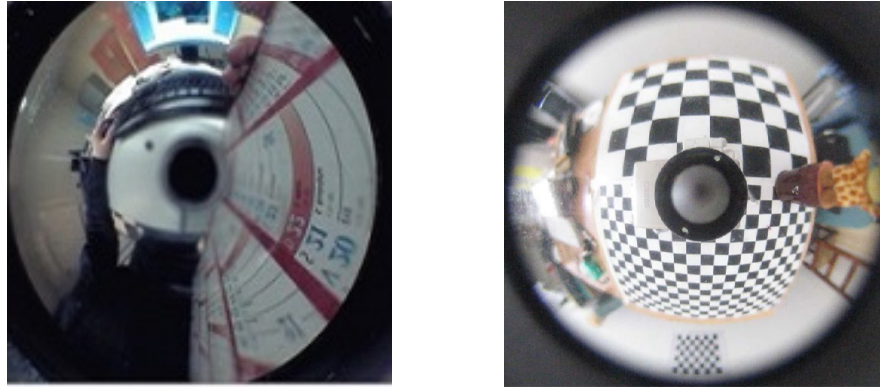


FIGURE 3.6 – Le flou dans les images omnidirectionnelles [59, 62]

une profondeur suffisante, et pratiquement le problème du flou ne peut être évitée. Par conséquent, et pour contourner le flou, les scientifiques interviennent pour donner le maximum de solutions pratiques dans un cadre mathématique selon les différents niveaux du flou et pour les différents types de miroirs. La FIGURE 3.6 montre le flou dans une image omnidirectionnelle catadioptrique issue d'une caméra à miroir hyperbolique, qui réside au niveau de la périphérie et au centre de l'image omnidirectionnelle. Dans [59], Siyuan Z. a étudié les origines du flou et a montré que le flou

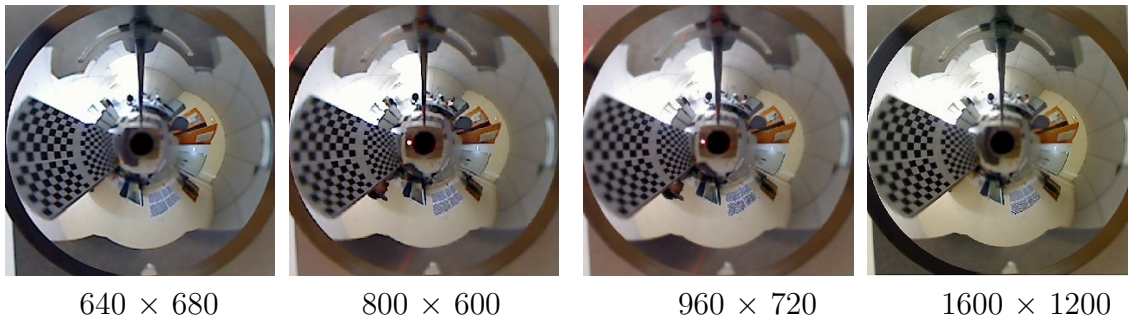


FIGURE 3.7 – Flou d'un système catadioptrique suivant différentes résolutions.

des systèmes catadioptriques à base de miroirs hyperbolique et parabolique n'est en aucun cas en relation avec la résolution des images acquises par ces systèmes. La FIGURE 3.7 montre la persistance du flou même en augmentant la résolution.

Cependant les images ont très peu de distorsions et permettent donc des mesures relativement précises.

la principale cause du flou des systèmes aux miroirs paraboliques et hyperboliques, est la distance non uniforme entre le miroir et le plan de la caméra. Les images des points du monde sur la périphérie du miroir sont trop éloignées alors que ceux du centre sont presque collées, au plan de la caméra, ce qui empêche la collecte similaire normale des rayons lumineux. La FIGURE 3.8 montre la position de la caméra par rapport au miroir (h_1, h_2). En plus, la distance entre l'objet et le miroir (d_1, d_2) n'est pas uniforme aussi, par rapport aux autres points du miroir sur la même section et dans la même prise, (voir aussi la FIGURE 1.1). Nous voyons bien un changement non linéaire des valeurs de (h_1, h_2) et (d_1, d_2), qui ne dépend que de la forme du miroir.

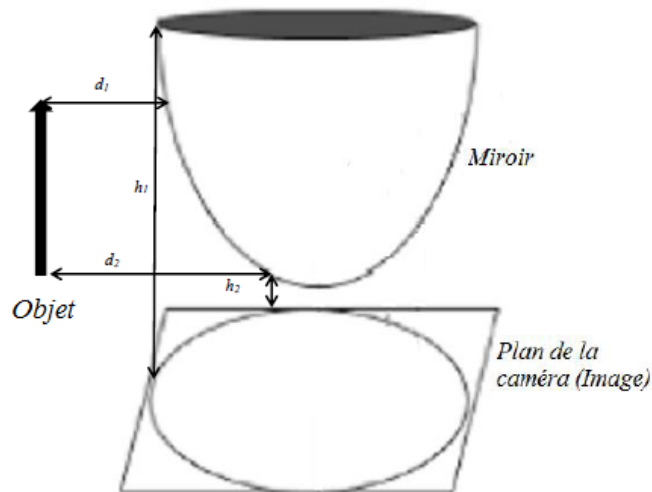


FIGURE 3.8 – Variation de la distance entre l'objet, le miroir et le plan de l'image

Le mouvement vertical ou horizontal de la caméra par rapport à l'objet dans le but de faire varier les distances ne résout pas le problème puisque les différences entre les distances restent constantes. La FIGURE 2.22 montre des capteurs catadioptriques : Paraboliques et hyperboliques avec différentes distances entre caméras et miroirs.

Sans perdre de vue les anamorphoses dues aux miroirs curvilignes, les images

omnidirectionnelles dont la caméra est de type CCD ou CMOS (Complementary Metal/Oxyde/Semiconductor), sont affectées par des aberrations sérieuses, comme le bruit thermique et pixels chauds, l'effet de "smearing", le bruit de quantification de la conversion analogique numérique, les bruit d'interférences électromagnétiques, les fuites de lumière, les effets de saturation, l'aliassage, les aberrations chromatiques, pixel vignetting, la non-uniformité de réponse, et le "seam noise" dû à l'utilisation des amplificateurs. La superposition de ces bruit peut en générale être modélisé par un bruit blanc [63].

Dans certains cas particuliers où la zone de netteté est très restreinte, le flou peut être modélisé par un bruit impulsionnel. L'effet de dégradation dans ce cas, se montre clairement sur la périphérie et au centre de l'image omnidirectionnelle. Nous détaillerons ce point plus loin (chapitre 4).

3.4 Traitement des images omnidirectionnelles

L'imagerie catadioptrique offre certes un très large champ de vision mais en contrepartie, l'opération semble avoir des obstacles pour s'adapter avec les opérateurs classiques. La formation de l'image omnidirectionnelle spécifique à partir d'un système catadioptrique vu précédemment et les déformations qu'elle entraîne, rendent le traitement plus complexe que celui connu en imagerie ordinaire.

Comme contribution aux traitements des images omnidirectionnelles, nous avons organisé notre travail dans cette thèse en deux volets :

le premier vient comme pré-traitement, c'est la projection sphérique, ou d'un autre terme la projection stéréographique inverse de l'image omnidirectionnelle. C'est grâce à Daniilidis qui, pour la première fois a réussi à traiter l'image en question sur la sphère, que vient ce travail. Ses résultats étaient très satisfaisants, à un point d'attirer nos attentions pour développer de nouveaux opérateurs en suivant son sentier. Son

principe se résume dans le fait que la sphère est la seule forme géométrique connue qui dispose de la simplicité des traitements et sa géométrie est très proche de celle de l'image omnidirectionnelle à l'origine.

Le deuxième volet concerne le développement de quelques opérateurs dédiés aux traitements des images omnidirectionnelles sur la sphère et qui seront appliqués aux chapitre suivant.

3.4.1 Pré-traitement de l'image omnidirectionnelle

a. Projection stéréographique et stéréographique-inverse

On peut imaginer que la projection stéréographique est une projection de la surface terrestre sur un plan tangent à la terre de l'extrémité opposée du diamètre à partir d'un seul point de contact.

Cette projection est mieux connue sous sa forme polaire et fréquemment utilisée pour la cartographie des régions polaires. Sa forme sphérique a également été largement utilisée par les services de levés géologiques américains "Unite State Geological Survey" pour la cartographie planétaire et la cartographie à petite échelle des provinces continentales d'hydrocarbures.

Dans ses formes ellipsoïdales transversales ou obliques, il est utile de cartographier des zones limitées centrées sur le point où le plan de la projection est considéré comme tangent à l'ellipsoïde.

Le point tangent est l'origine du système de coordonnées projeté, et le méridien qui le traverse est considéré comme le méridien central. Afin de réduire l'erreur d'échelle aux extrémités de la zone de projection, il est habituel d'introduire un facteur d'échelle inférieur à l'unité à l'origine de telle sorte qu'un facteur d'échelle unitaire s'applique sur un cercle proche centré à l'origine et à une certaine distance. La transformation de coordonnées géographiques en coordonnées projetées est exécutée via la distance et l'azimut du point à partir du point central ou de l'origine.

Pour une sphère, les formules de transformation sont relativement les plus simples. Si nous considérons la sphère S^2 de Riemann ($R = 1$) et le plan tangent comme plan complexe C^2 , la projection stéréographique à partir du pôle sud est une bijection définie par :

$$\tau(P) = 2 \tan(\theta/2) (\cos\theta, \sin\varphi) \quad (3.10)$$

avec $P(\theta, \varphi)$.

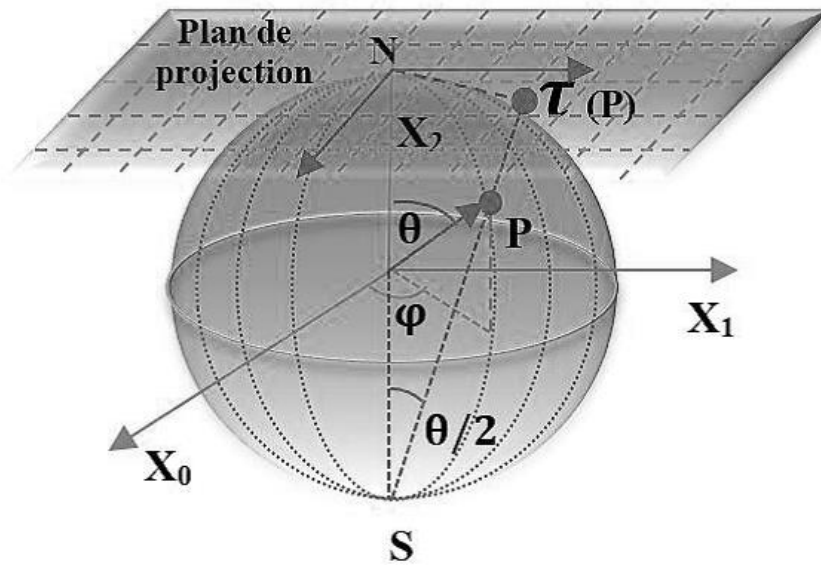


FIGURE 3.9 – Projection stéréographique

La projection stéréographique est une transformation conforme (FIGURE 3.9), qui permet de projeter une sphère sur un plan à partir d'un point de référence fixe de la sphère

En 2002 Daniilidis a laissé cette projection de côté et il l'a remplacée par le modèle de projection unifié vu précédemment, mais elle reste supposée appliquée afin d'utiliser son inverse. Les traitements d'images adaptés aux images omnidirectionnelles, que nous allons présenter dans le reste de ce chapitre, sont basés sur l'utilisation de la projection stéréographique inverse, pour transformer l'image cata-

dioptrique en image sphérique. Cela permet de traiter ces images tout en respectant les propriétés géométriques de leurs formations. Les FIGURES 2.18 et 2.19 montrent la méthode de la formation de l'image omnidirectionnelle par un système catadioptrique parabolique et selon le modèle unifié de Daniilidis.

La 2-sphère ($S^2 \in R^3$) est une variété compacte à courbure constante positive. En coordonnées sphériques, chaque point de la sphère est un vecteur à trois dimensions :

$$\begin{aligned} P(X_0, X_1, X_2) &= (r \cos \theta, r \sin \theta \sin \varphi, r \sin \theta \cos \varphi) \\ &= \left(\frac{2x}{x^2 + y^2 + 1}, \frac{2y}{x^2 + y^2 + 1}, \frac{x^2 + y^2 - 1}{x^2 + y^2 + 1} \right) \end{aligned} \quad (3.11)$$

avec $r \in [0, \infty[$, dans notre cas particulier $r = 1$, $\theta \in [0, \pi]$ et $\varphi \in [0, 2\pi]$ et (x, y) sont les coordonnées cartésiennes de ce point sur le plan (l'image omnidirectionnelle), (voir FIGURE 3.9).

3.4.2 Opérateurs de traitement de l'image sphérique

Le calcul numérique de la transformée de Fourier et de la convolution des fonctions étendues sur la 2-sphère (S^2), est un des problèmes importants. Ces fonctions ont été identifiés dans de nombreux domaines de la science appliquée, tels que la modélisation en vision par ordinateur et l'imagerie médicale [1, 18], l'infographie [64, 65], l'astrophysique [66] et la géophysique [67]. Dans ces domaines, une grande partie de calcul était orientée vers la résolution numérique des équations aux dérivées partielles utilisant la géométrie sphérique. De ce fait, l'utilisation de méthodes spectrales nécessite des algorithmes efficaces et fiables pour le calcul des harmoniques dédiées aux traitements sur la sphère comme par exemple : le filtrage et la déconvolution qui sont deux domaines de recherche très actifs.

Dans la littérature, beaucoup de chercheurs étaient motivés par des algorithmes rapides de calcul de la transformée de Fourier étendue adaptée au traitement des fonctions sur la sphère. Les premiers travaux ont proposé des solutions approximatives

alors que d'autres ont ciblé des méthodes polaires rapides pour le calcul des polynômes de Legendre, des algorithmes qui évoluent linéairement vers le but souhaité. Ces travaux donnent une partie restreinte des harmoniques sphériques, présentant ainsi une approche exacte asymptotiquement rapide du problème du calcul des coefficients d'harmoniques sphériques. Plus précisément dans [68], les auteurs donnent un algorithme qui, permet un calcul arithmétique exact et efficace de l'étendue de la transformée Fourier et de la convolution des fonctions sur la 2-sphère, en supposant que les fonctions ont des étendues finies en termes d'harmoniques sphériques. La précision de ces algorithmes a été étudiée en estimant les erreurs à priori. Par conséquent, les résultats obtenus suggèrent fortement la possibilité d'une implémentation efficace de l'algorithme en virgule flottante.

Cependant, dans ce cas là et même si le filtrage spatial est invariant et linéaire, il se présente comme étant une tâche difficile parce qu'il n'est pas possible de discrétiser uniformément la surface de la sphère suivant la même procédure d'échantillonnage et garder le même voisinage pour chaque pixel.

Par conséquent, la méthode la plus pratique de convolution sphérique nécessite d'abord, une projection de la fonction discrétisée puis filtrage par l'usage des harmoniques sphériques. Donc effectuer la convolution dans le domaine de Fourier via des multiplications simples.

Le théorème d'échantillonnage, le théorème de convolution et la transformée de Fourier sphérique rapide, évoqués dans l'article de Dricoll et Healy [69], fournissent un fond théorique à la base de cette approche. Et depuis, de nombreuses améliorations dans la création d'algorithmes de transformation sphérique plus rapides [68, 70] ont vu le jour. Malheureusement, le théorème d'échantillonnage s'applique uniquement pour discrétiser sur la grille de lat-lon (latitude – longitude), qui souffre d'être excessif près des pôles. En pratique, la bande passante de notre fonction pourrait ne pas être connue à l'avance, et il est donc plus concevable de calibrer nos mesures sur la sphère.

En plus du théorème de convolution mentionné ci-dessus, une autre raison de représenter les fonctions comme une combinaison linéaire des harmoniques sphériques, est la propriété de résolution uniforme des harmoniques sphériques [69].

a. Transformée de Fourier sphérique

Cette section rassemble les différents outils de base pour la formulation et la résolution du problème de l'analyse de Fourier et traitement fréquentiel applicables sur la 2-sphère. Nous rappelons d'abord les définitions des harmoniques sphériques et les coefficients de Fourier continus, discrets et la méthode rapide de leurs calculs. Nous montrerons aussi que ce calcul est réduit à la transformation de Legendre rapide. Ces méthodes seront évaluées par des applications à la résolution de quelques exemples inverses mal posés dans les deux chapitres suivants dans cette thèse. Il s'agit de la deconvolution des images omnidirectionnelles traitées sur la 2-sphère.

Dans tout ce manuscrit S^2 désigne la 2-sphère ou la sphère unité de R^3 , et pour chaque point P sur la sphère, on peut écrire la représentation unique quelque soient les vecteurs unités de ce point comme suit :

$$\forall P \in S^2, P(\theta, \varphi) = (\cos(\varphi)\sin(\theta), \sin(\varphi)\sin(\theta), \cos(\theta)) \quad (3.12)$$

Soit $L^2(S^2)$ l'espace de Hilbert des fonctions carrées sommables sur la sphère S^2 . on définit le produit scalaire ordinaire en coordonnées sphérique par :

$$\langle f, g \rangle = \int_0^\pi \left[\int_0^{2\pi} f(\theta, \varphi) \overline{g(\theta, \varphi)} d\varphi \right] \sin \theta d\theta \quad (3.13)$$

$\overline{g(\cdot)}$ est le conjugué complexe de $g(\cdot)$. Comme il est bien connu, les harmoniques sphériques fournissent une base orthonormée pour $L^2(S^2)$. Pour tout entier positif ℓ et entier k avec $|k| \leq \ell$, la (ℓ, k) harmonique sphérique Y_ℓ^k est un polynôme d'harmoniques homogènes de degré ℓ et d'ordre k . Celles-ci couvrent un sous-espace de $L^2(S^2)$ de dimension $(2\ell + 1)$ qui est invariant par rotation de la sphère.

Toute fonction $f \in L^2(S^2)$ peut être décrite en termes d'harmoniques sphériques par :

$$f = \sum_{\ell \geq 0} \sum_{|k| \leq \ell} \hat{f}(\ell, k) Y_{\ell}^k \quad (3.14)$$

$\hat{f}(\ell, k)$ désigne les coefficients de Fourier d'ordre k et degré ℓ , issues du produit scalaire $\langle f, Y_{\ell}^k \rangle$, où Y_{ℓ}^k peuvent prendre la forme suivante :

$$Y_{\ell}^k(\theta, \varphi) = K_{\ell, k} P_{\ell}^k(\cos \theta) e^{ik\varphi} \quad (3.15)$$

Et dans le cas où $k < 0$

$$Y_{\ell}^k(\theta, \varphi) = (-1)^k Y_{\ell}^{-k} \quad (3.16)$$

$K_{\ell, k}$ est une constante de normalisation et P_{ℓ}^k le polynôme de Legendre correspondant de degré ℓ et ordre k , défini par l'expression suivante :

$$P_{\ell}^k(x) = \frac{(-1)^k}{2^{\ell} \ell!} (1-x^2)^{\frac{k}{2}} \frac{d^{k+1}}{dx^{k+1}} (x^2-1)^{\ell} \quad (3.17)$$

les harmoniques définies ci-dessus vérifient la condition d'orthogonalité selon ce que stipule l'équation suivante :

$$\int_0^{\pi} \int_0^{2\pi} Y_{\ell}^k(\theta, \varphi) \bar{Y}_{\ell}^{\bar{k}}(\theta, \varphi) \sin(\theta) d\theta d\varphi = \delta_{\ell\bar{\ell}} \delta_{k\bar{k}} \quad (3.18)$$

où $\bar{Y}_{\ell}^{\bar{k}}(\theta, \varphi)$ est le conjugué complexe de $Y_{\ell}^k(\theta, \varphi)$ et $\delta_{\ell\bar{\ell}}, \delta_{k\bar{k}}$ sont les impulsions de Dirac.

La FIGURE 3.10 montre quelques exemples d'harmoniques sphériques en : valeurs absolues (première ligne), parties réelles (deuxième ligne) et parties imaginaires (dernière ligne).

où $a : (\ell, k) = (4, 0)$, $b : (\ell, k) = (4, 1)$, $c : (\ell, k) = (4, 2)$, $d : (\ell, k) = (4, 3)$, $e : (\ell, k) = (4, 4)$.

Selon les équations (3.12) et (3.13) et en utilisant la séparation des variables θ

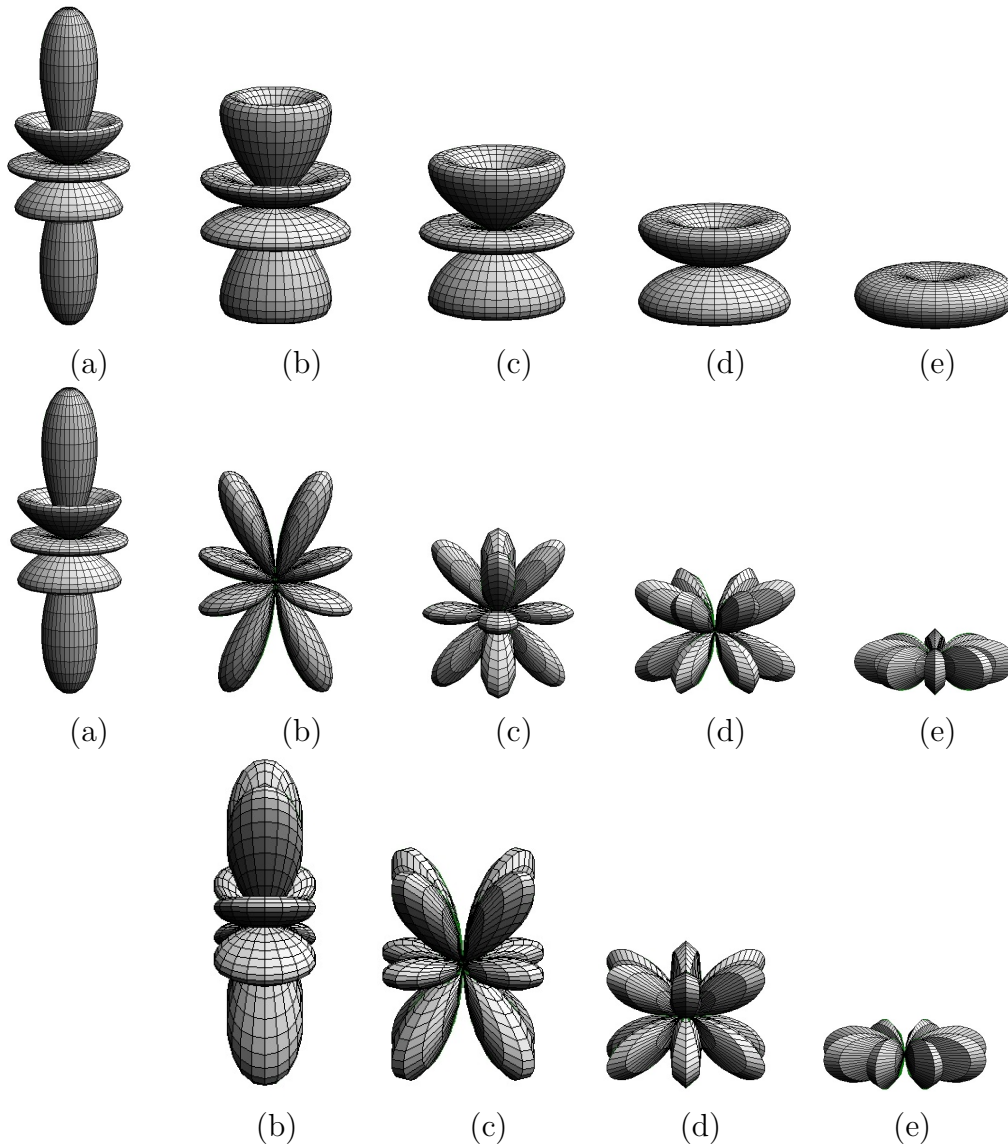


FIGURE 3.10 – Harmoniques sphériques : les valeurs absolues (première ligne), les parties réelles (deuxième ligne) et les parties imaginaires (la dernière ligne).

et φ nous pouvons trouver l'expression des coefficients de Fourier comme suit :

$$\hat{f}(\ell, k) = \langle f, Y_\ell^k \rangle = k_{l,k} \int_0^\pi \left[\int_0^{2\pi} e^{-ik\varphi} f(\theta, \varphi) d\varphi \right] P_\ell^k(\cos\theta) \sin\theta d\theta \quad (3.19)$$

L'équation 3.19 montre que le calcul des coefficients sphériques de Fourier peut être réduit au calcul simple de la transformée ordinaire de Fourier selon les coordonnées

longitudinales φ suivit par une projection selon le polynôme de legendre correspondant.

Du moment que $f \in L^2(S^2)$ est à bande limitée $\mathcal{B} > 0$ et $\hat{f}(\ell, k) = 0$ pour tout $\ell \geq \mathcal{B}$ et selon le théorème d'échantillonnage quadratique [68] l'intégrale dans l'équation (3.19) peut être réduite en une somme pondérée finie comme suit :

$$\hat{f}(\ell, k) = \frac{\sqrt{2\pi}}{2\mathcal{B}} \sum_{c=0}^{2\mathcal{B}-1} \sum_{\varsigma=0}^{2\mathcal{B}-1} a_c^{(\mathcal{B})} f(\theta_c, \varphi_\varsigma) e^{-ik\varphi_\varsigma} P_\ell^k(\cos\theta_c) \quad (3.20)$$

où $\varphi_\varsigma = \frac{\varsigma\pi}{\mathcal{B}}$ et $\theta_c = \frac{\pi(2c+1)}{4\mathcal{B}}$.

$a_c^{(\mathcal{B})}$ est une constante de pondération qui joue le même rôle que $\sin(\theta)$ dans l'intégrale (3.14). Dans [68] un détail du choix de cette constante est exploré.

b. Transformée de Fourier rapide

Soit \mathcal{B} la bande passante de la fonction (Domaine de définition). Si \mathcal{B} est une puissance de 2 et $n = \mathcal{B}^2$ et si $f(\theta, \varphi)$ est définie par $\{Y_\ell^k, |k| \leq \ell, \ell < \mathcal{B}, \}$ alors les n coefficients de Fourier $\hat{f}(\ell, k)$ pour $\ell < \mathcal{B}$ et $|k| \leq \ell$ peuvent être calculés en $O(n \log_2 n)$ opérations à partir des $4n$ échantillons dont les valeurs sont : $f(\frac{(2c+1)\pi}{4\mathcal{B}}, \frac{\pi\varsigma}{\mathcal{B}})$, avec $c \geq 0$ et $\varsigma < 2\mathcal{B} - 1$. Et en utilisant la formule (3.19) on obtient :

$$\hat{f}(\ell, k) = q_\ell^k \sum_{c=0}^{2\mathcal{B}-1} a_c^{(\mathcal{B})} P_\ell^k(\cos(\theta_c)) \sum_{\varsigma=0}^{2\mathcal{B}-1} e^{-ik\varphi_\varsigma} f(\theta_c, \varphi_\varsigma) \quad (3.21)$$

où les q_ℓ^k sont les coefficients de normalisation des harmoniques sphériques.

en posant $\tilde{f}(\theta_j, k)$ le résultat de calcul de la deuxième somme dans (3.19), obtenu par l'application de la transformée de Fourier ordinaire en gardant c fixe et pour toutes valeur de k , on peut réécrire (3.19) comme :

$$\hat{f}(\ell, k) = q_\ell^k \sum_{c=0}^{2\mathcal{B}-1} a_c^{(\mathcal{B})} \tilde{f}(\theta_c, k) P_\ell^k(\cos(\theta_c)) \quad (3.22)$$

Ainsi, chaque transformation est accomplie en $O(\mathcal{B} \log_2 \mathcal{B})$ opérations, et si k s'étend sur toute la longueur de la bande passante $(2\mathcal{B} - 1)$ nous aurons besoin en tout, de $O(\mathcal{B}^2 \log_2 \mathcal{B})$ opérations pour le calcul des coefficients de Fourier $\hat{f}(\ell, k)$.

c. Transformée inverse de Fourier rapide

La transformée de Fourier discrète inverse est une application qui transforme un ensemble de coefficients complexes dans une bande limitée \mathcal{B} tel que $0 \leq k \leq \ell < \mathcal{B}$, en un autre ensemble de valeurs réelles qui correspondent à la fonction originelle selon la formule suivante :

$$f(\theta_c, \varphi_\varsigma) = \sum_{\ell \geq 0} \sum_{|k| \geq \ell} \hat{f}_{\ell, k} Y_{\ell_k}^k(\theta_c, \varphi_\varsigma) \quad (3.23)$$

avec $\theta_c = \frac{(c + 1/2)\pi}{2\mathcal{B}}$, $c = 0, \dots, 2\mathcal{B} - 1$ et $\varphi_\varsigma = \frac{(\varsigma + 1/2)\pi}{\mathcal{B}}$, $\varsigma = 0, \dots, 2\mathcal{B} - 1$ selon le d'échantillonnage ci-dessus.

comme il est déjà vu, si on pose $n = \mathcal{B}^2$, le calcul transforme $O(n)$ valeur complexe. en suivant la méthode proposée par [68] nous aurions besoin de $O(n)^{3/2}$ opérations au lieu de $O(n)^2$, en se servant de la réorganisation suivante :

$$f(\theta_c, \varphi_\varsigma) = \sum_{\ell=0}^{\mathcal{B}-1} \sum_{|k| \geq \ell} \hat{f}(\ell, k) Y_{\ell}^k(\theta_c, \varphi_\varsigma) \quad (3.24)$$

en utilisant le développement des harmoniques :

$$f(\theta_c, \varphi_\varsigma) = \sum_{|k| < \mathcal{B}} e^{-ik\varphi_\varsigma} \sum_{\ell=|k|}^{\mathcal{B}-1} \hat{f}(\ell, k)_{\ell}^k P_{\ell}^k(\cos(\theta_c)) \quad (3.25)$$

Pour plus de détails de calcul voir [68].

d. Convolution

Si nous prenons, les transformations de Fourier rapide et inverse ainsi que la transformation de Legendre en considération, nous serons dans la mesure de calculer la convolution de deux fonctions définies en bandes limitées dans $L^2(S^2)$.

Une convolution de deux fonctions dans $L^2(S^2)$ utilise la structure de S^2 comme un élément du groupe $SO(3)$, en généralisant le cas du cercle S^1 , et par analogie avec la convolution ordinaire, la translation utilisée dans le calcul, devient une rotation de la sphère. Et, selon le type de convolution : à droite ou à gauche, la rotation est au sens des aiguilles d'une montre ou le cas contraire. La FIGURE 3.11 explique la

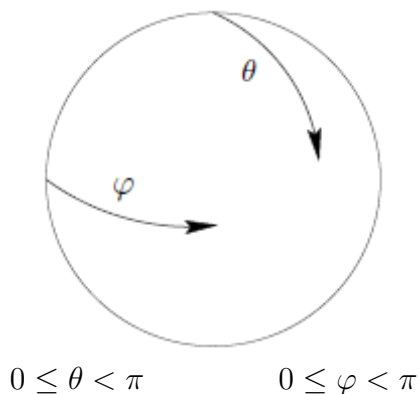


FIGURE 3.11 – Paramétrisation de la 2-sphère

paramétrisation et le sens de rotation d'une sphère [71].

La paramétrisation des rotations sur la sphère unité par les angles Euler ψ , ω et γ donne :

$$\Gamma(\gamma, \psi, \omega) = R_z(\gamma)R_y(\psi)R_x(\omega) \quad (3.26)$$

Où Γ est l'opérateur de rotation sur S^2 et R_z , R_x et R_y sont les rotations sur S^2 respectivement autour des axes \vec{z} , \vec{x} et \vec{y} . $\Gamma(\gamma, \omega, \psi)$ effectue la rotation en premier lieu de la fonction autour de l'axe \vec{z} , puis autour de \vec{y} et enfin autour de \vec{x} . Cependant la rotation autour de \vec{y} n'a aucun effet sur le déroulement de la convolution, par

conséquent l'opérateur de rotation devient :

$$\Gamma(\gamma, \omega) = R_z(\gamma)R_x(\omega) \quad (3.27)$$

et l'expression de convolution à gauche de h par f est formulée comme suit

$$(f * h)(\eta) = \int_{SO(3)} f(\Gamma \eta_0) h(\Gamma^{-1} \eta) d\Gamma \quad (3.28)$$

$\eta \in S^2$ un élément sur la sphère unité tel que défini en (3.11) avec $r = 1$ et $\eta_0 = (0, 0, 1)$ est le pôle nord de la sphère unité et $d\Gamma = \sin(\theta) d\theta d\varphi$ l'unique et invariante forme du volume sur $SO(3)$, le groupe de rotation sur la sphère unité S^2 , $R \in SO(3)$. Dans [68], l'auteur donne plus de détails concernant la forme volumique invariante unique sur $SO(3)$, au niveau du pôle nord. En combinant les algorithmes d'expansion rapide et de synthèse données précédemment, l'auteur est parvenu à donner un algorithme de convolution rapide.

Alors étant donné deux fonctions f , et $h \in L^2(S^2)$ définies dans la bande passante \mathcal{B} , un $O(n \log_2 n)$ algorithme, avec $n = \mathcal{B}^2$ est exprimé pour calculer les valeurs des coefficients de la convolution de f et h améliorant ainsi l'algorithme $O(n^{1.5})$ formulé en [69]. Comme dans le cas le plus courant de la convolution sur le cercle via la FFT abélienne [72], l'algorithme de convolution sphérique peut être décomposé en trois étapes de base :

1. Calcul de la transformée de Fourier en priori ;
2. multiplication ponctuelle des transformations appropriées ;
3. Calcul de la transformation inverse du résultat de l'étape (2)

nous avons montré comment accomplir les étapes (1) et (3) d'une manière opérationnelle. La deuxième étape utilise la relation suivante entre la transformation et la convolution :

$$\widehat{(f * h)}(\ell, k) = 2\pi q \hat{f}_\ell^k \hat{h}_0^k \quad (3.29)$$

avec $q = \sqrt{\frac{4\pi}{2\ell+1}}$, la constante de normalisation, \hat{f}_ℓ^k fait référence aux harmoniques sphériques de f de degré ℓ et d'ordre k , et \hat{h}_0^k la fonctionnelle correspondant aux harmoniques zonales qui présentent la partie invariante de \hat{h}_ℓ^k et faisant souvent référence à un filtre. En particulier, la convolution sphérique des fonctions à bande passante \mathcal{B} , donne une fonction à bande passante \mathcal{B} aussi. Ces principaux défis seront appelés et appliqués à des exemples concrets dans le chapitre suivant.

3.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un aperçu général sur les différents capteurs catadioptriques utilisés dans les caméras omnidirectionnelles. Le but principal de concevoir de tels capteurs, était d'augmenter le champ de vue des caméras classiques. Plusieurs modèles ont été proposés selon l'application envisagée et beaucoup de travaux de recherche ont traité théoriquement et expérimentalement la formation des images à partir de tels capteurs dans différentes dispositions. Nous avons justifié le choix des capteurs à miroirs paraboliques. Néanmoins, le traitement des images produites tenant compte de leur nature (modifications introduites par les miroirs) reste un champ de recherche encore en cours d'évolution.

le traitement proposé est de projeter l'image, issue d'un capteur omnidirectionnel, sur la sphère où elle est très proche de son origine (voir 3.2.3). Par conséquent nous avons présenté le principal outil de filtrage qui est la convolution sphérique, en se basant sur la transformation de Fourier directe et rapide, qui sont aussi à base des harmoniques sphériques.

Dans la partie suivante nous allons explorer quelques exemples de traitement des images omnidirectionnelles et nous verrons l'utilité du traitement sphérique.

Deuxième partie

Contributions au traitement des images sphériques et omnidirectionnelles

Chapitre 4

Méthodes proposées pour le traitement des images omnidirectionnelles

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous focalisons la déconvolution des images omnidirectionnelles, par différentes méthodes dans le but d'adapter quelques algorithmes avec ce type d'images. Celles-ci présentent comme nous avons déjà mentionné à la section 3.3, non seulement les anamorphoses qui affectent directement la résolution de l'image, mais aussi le flou et les bruits. Par la suite nous contribuons à résoudre autant que possible ce problème.

L'élimination de l'influence des instruments de mesures pendant l'acquisition des images, est un problème de déconvolution $2D$. Dans sa forme discrète, il s'agit plutôt de résoudre un système d'équations linéaires. Différents critères d'optimisation sont choisis en fonction de l'utilisation ou du traitement ultérieur de l'image, et sur la base des connaissances a priori de celle-ci. La nécessité de réduire les effets du

bruit ou du flou dans un premier temps, est évidente pour tous les algorithmes de traitement. Ces algorithmes qui peuvent être liés à la déconvolution souffrent d'une complexité coûteuse de calcul. Par conséquent, leur implémentation en temps réel n'est pas une option à prendre en considération pour la plupart des applications.

Généralement, les images enregistrées obtenues par des capteurs (caméras), sont des versions dégradées des images originelles. La déconvolution dans de telles conditions, est une technique numérique visant à supprimer a posteriori cet effet de flou spatial combiné avec les bruits provenant de multiples sources (voir section 3.3). Elle consiste à reconstruire une fonction, représentant la scène réelle, à partir d'une transformation intégrale. Ce problème est difficile à résoudre en pratique, voire impossible comme la plupart des problèmes inverses. À cause des natures de ces derniers, ils sont mal posés ou improprement posés, alors que les problèmes directs sont bien posés, sachant qu'un problème inverse est dit bien posé si et seulement si une solution unique existe et qu'elle dépend des données d'entrée de manière continue. En effet, la restauration d'images est un problème mal posé parce qu'une perturbation aussi minime qu'elle soit, sur les données observées, entraîne une perturbation non bornée sur l'image restaurée. L'effet de la convolution ici, se traduit mathématiquement (voir sous-section 3.4.2 du chapitre 3), par la convolution d'une fonction originelle avec une réponse impulsionnelle de l'instrument d'acquisition, nommée *Point Spread Function (PSF)*, dans la discipline de traitement des images, additionnée à un bruit.

Le problème fondamental dans la restauration d'image est de trouver une image $u(t)$ aussi proche que possible de l'image inconnue originelle $u_0(t)$ à partir des informations disponibles sur le processus de dégradation. C'est-à-dire, estimer $u(t)$, en utilisant la réponse impulsionnelle $h(t)$, la connaissance stochastique du bruit de mesure et bien sûr les données observées ou mesurées $y_m(t)$ [73, 75, 76]. Par conséquent, diverses méthodes de restauration sont décrites dans la littérature. Cette diversité révèle l'importance du problème et sa grande difficulté.

Dans la théorie du contrôle, la réponse d'un processus à un signal d'entrée est décrite par un produit de convolution ayant la forme : $y(t) = h(t) * u_0(t)$, où $*$ dénote l'opérateur de la convolution, $h(t)$ est la réponse impulsionnelle du processus de dégradation ou *PSF*, $u_0(t)$ l'image originelle et $y(t)$ est l'image floue. Les données enregistrées ou mesurées $y_m(t)$ sont données par : $y_m(t) = y(t) + v(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t - \tau)(u_0(t)(\tau) + w(t)) d\tau + v(t)$, avec $v(t)$ le bruit de mesure . L'opération inverse qui consiste à reconstruire l'image en connaissant $y_m(t)$ et $h(t)$ qui est définie ci-dessus par *PSF*, est la déconvolution. De plus, afin d'éviter toute confusion éventuelle pour le lecteur, le schéma du processus de dégradation et de restauration est montré sur la FIGURE 4.1.

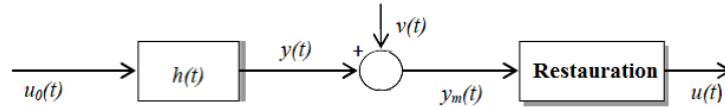


FIGURE 4.1 – Schéma du processus de dégradation et de restauration de l'image

Souvent, l'image est infectée aussi par des bruits avant son acquisition, se sont les bruits d'entrée $w(t)$. Ils accompagnent l'information utile tout le long de sa chaîne d'acquisition et sa restauration aussi (voir section 3.3). La présence de tel bruit, complique encore plus le processus de la déconvolution qui se traduit à la fin par un processus de séparation de signaux.

Dans notre cas, l'objectif de la restauration est la vérification de la contrainte standard, de telle sorte qu'elle minimise le critère suivant :

$$J_u = \|y_m(t) - u(t) * h(t)\|^2 + \Omega \|L.u(t)\|^2 \quad (4.1)$$

où Ω est le paramètre de régularisation, L un filtre de pondération à la haute fréquence et le terme $(y_m - h * u)$ est connu comme le terme d'ajustement de la donnée. Cependant, lorsqu'il s'agit d'une image omnidirectionnelle, le système d'imagerie

exacerbe d'autres difficultés et défis, au cours du processus d'acquisition de l'image, dus à sa géométrie. Le résultat du traitement pixel par pixel en présence du flou et des bruits, induit une perte d'information par l'utilisation des techniques d'interpolation et une augmentation substantielle du temps de traitement. En outre, les aberrations ne peuvent pas être manipulées avec les mêmes techniques de traitement. Ce-ci peut révéler de nouveaux opérateurs de traitement adaptés aux images omnidirectionnelles sur la sphère, inconnus auparavant, et qui doivent agir de la même manière, quels que soient leurs emplacements sur la sphère. La maîtrise de la manière d'adapter les outils de traitement sur la sphère, est donc absolument impérative. Ces derniers ont été soigneusement discutés dans le chapitre 3 et seront appliqués à des exemples de déconvolution dans les sections qui suivent où nous proposons une amélioration du filtre de déconvolution de Wiener qui sera appliqué à la commande optimale, puis nous essayerons aussi d'apporter du perfectionnement à la déconvolution par les équations aux dérivées partielles dans la section 4.3, et enfin, une déconvolution par la théorie du contrôle en utilisant la fibration de Heinz–Hopf, sera proposée au niveau de la section 4.4, en se basant sur la déconvolution $1D$ et à l'instar de la deconvolution $2D$.

4.2 Adaptation du filtre de Wiener sur la sphère

Depuis le temps, le filtre de Wiener présentait une technique importante pour soulever les dégradations dans les images, autrement dit, les restaurer. L'application directe du filtre de Wiener classique aux images omnidirectionnelles conduit à des résultats erronés (voir section 5.2), parce qu'une procédure de filtrage linéaire, simple et invariant, est très compliquée.

En se basant sur l'analyse précédente, Stephanie Bigot Marchand [14] a proposé une expression de la réponse impulsionnelle ν du filtre de Wiener en absence du flou,

pour l'adapter aux images en question, et a conclu que ce filtre ne dépend que de l'échantillonnage, le degré et l'ordre des harmoniques comme suit :

$\nu_l^0 = q \frac{c_b}{c_b + \sigma_w^2 \ell^2}$ et $\nu(\eta) = \sum_{\ell < 0} \hat{\nu}_0^k Y_\ell^k(\eta)$ où c_b une constante adéquatement choisie. Ce filtre prend en charge l'élimination des bruits blancs, et aboutit à un résultat satisfaisant, mais le flou est toujours là, parce que ces images souffrent du flou de création. Notre contribution suggère l'utilisation de la *PSF* qui est supposée cumulée en une gaussienne (voir section 3.3).

En effet, l'approche proposée dans cette section, prolonge la déconvolution technique en utilisant le filtrage optimal de Wiener et la régularisation proposé par E. Sekko [77], aux images définies sur la sphère équivalente, en s'appuyant sur les outils définis au chapitre 3, après la suggestion d'un nouveau filtre tridimensionnel de Wiener. Les résultats de cette approche sont publiés aux proceeding des conférences : [73] et [74]

4.2.1 Filtre de Wiener sphérique proposé

Le filtre de Wiener est un processus d'estimation, dans lequel nous cherchons une expression $f_1(t)$, convoluée avec $y_m(t)$ donne une autre fonction $u(t)$ qui soit similaire au maximum à $u_0(t)$. $f_1(t)$ doit minimiser l'erreur quadratique moyenne $\varepsilon(t)$ [14], entre la valeur originelle et la valeur estimée selon la forme suivante :

$$\varepsilon(t) = E(\|u_0(t) - y_m(t) * f_1(t)\|) \quad (4.2)$$

où $E(\cdot)$ est l'opérateur de la valeur moyenne et $\|\cdot\|$ est la norme-2. Sur la FIGURE 4.2, nous avons tracé le schéma synoptique du processus de la deconvolution où la *PSF* est désignée comme un filtre indésirable $h(t)$ et les bruits respectivement $(w(t), v(t))$ d'entrée et de mesure, sont considérés aléatoires, non corrélés, de second ordre et de moyennes nulles.

Pour définir la réponse en fréquence du filtre de Wiener sphérique correspondant à la réponse impulsionnelle $f_1(\theta, \varphi)$, comme il est illustré sur la FIGURE 4.2, supposons

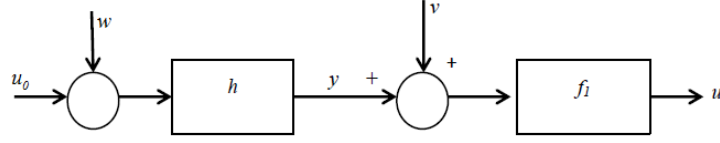


FIGURE 4.2 – Schéma synoptique de la deconvolution sphérique proposée [77].

que la déconvolution est incluse dans les étapes du filtrage et non après. Et pour mesure de facilité, le signal $u_0(t)$ est supposé être connu [77].

Par la connaissance de $u_0(t)$, $y_m(t)$ et de la variance des bruits, il est possible de définir un filtre optimal si ses gains minimisent un critère spécifique représentant la fidélité du signal filtré par rapport au signal idéal. Pour cet effet, nous proposons de déterminer deux filtres auxiliaires : $F(t)$ et $G(t)$ qui estiment $u(t)$ suivant la formule suivante :

$$y_1(t) = y_m(t) * F(t) + u(t) * G(t) \quad (4.3)$$

de sorte que le critère suivant soit minimisé :

$$J_u(t) = E [(y_1(t) - y(t)) * (y_1(t) - y(t))] = \text{trace } E \{ [y_1(t) - y(t)] [y_1(t) - y(t)]^* \} \quad (4.4)$$

La FIGURE 4.3 montre l'emplacement des deux filtres $F(t)$ et $G(t)$ dans le diagramme de deconvolution de la FIGURE 4.2. En appliquant les théorèmes de la convolution dans le domaine de Fourier, selon l'équation (3.29) et en introduisant l'expression de $y_m(t)$ comme il est illustré sur la FIGURE 4.3, l'équation (4.3) devient :

$$(\hat{y}_1)_\ell^k = q \left[\hat{u}_\ell^k \left[q \hat{h}_0^k \hat{F}_0^k + \hat{G}_0^k \right] + q \hat{w}_\ell^k \hat{h}_0^k \hat{F}_0^k + \hat{v}_\ell^k \hat{F}_0^k \right] \quad (4.5)$$

Avec une erreur d'estimation :

$$(\hat{y}_1)_\ell^k - \hat{y}_\ell^k = q \left[\hat{u}_\ell^k \left[q \hat{h}_0^k \left[\hat{F}_0^k - I \right] + \hat{G}_0^k \right] + q \hat{w}_\ell^k \hat{h}_0^k \left[\hat{F}_0^k - I \right] + \hat{v}_\ell^k \hat{F}_0^k \right] \quad (4.6)$$

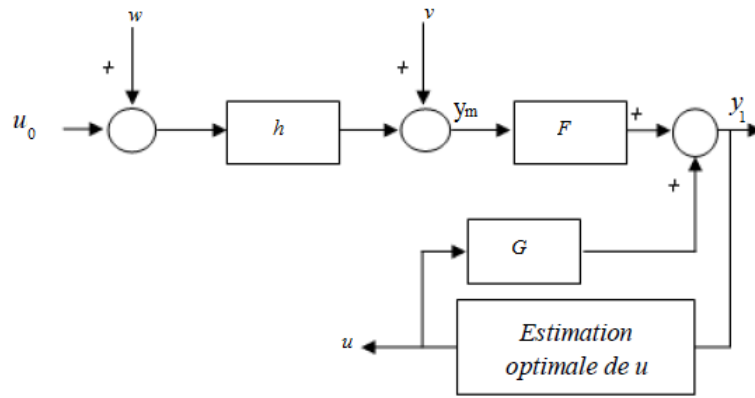


FIGURE 4.3 – Diagramme en blocs de la méthode de deconvolution proposée

Dans ce cas là le critère J_u (4.4) aura la forme :

$$(J_u)_\ell^k = q^2 \text{trace}(W) \quad (4.7)$$

où

$$\begin{aligned} W = & \left[q\hat{h}_0^k \left[\hat{F}_0^k - I \right] + \hat{G}_0^k \right] \xi \left[\hat{u}_\ell^k (\hat{u}_\ell^k)^* \right] \left[q\hat{h}_0^k \left[\hat{F}_0^k - I \right] + \hat{G}_0^k \right]^* \\ & + q^2 \left[\hat{h}_0^k \left[\hat{F}_0^k - I \right] \right] \xi \left[\hat{w}_\ell^k (\hat{w}_\ell^k)^* \right] \left[\hat{h}_0^k \left[\hat{F}_0^k - I \right] \right]^* \\ & + \hat{F}_0^k \left[\hat{v}_\ell^k (\hat{v}_\ell^k)^* \right] (\hat{F}_0^k)^* \end{aligned}$$

pour la minimisation de J_u deux conditions nécessaires doivent être vérifiées

$$\frac{\partial (J_u)_\ell^k}{\partial (\hat{G}_0^k)^\ell} = k \quad \frac{\partial (J_u)_\ell^k}{\partial \hat{F}_0^k} = 0 \quad (4.8)$$

sachant que $\hat{w}_\ell^k (\hat{w}_\ell^k)^* = \sigma_w^2$, $\hat{v}_\ell^k (\hat{v}_\ell^k)^* = \sigma_v^2$ et $\hat{v}_\ell^k (\hat{w}_\ell^k)^* = 0$.

Où σ_v et σ_w les variances des bruits respectivement d'entrée et de mesure,

Après annulation des deux fonctions dérivées données en (4.8), la solution donne :

$$\hat{F}_0^k = q^2 \hat{h}_0^k (\hat{h}_0^k)^* \left[q^2 \hat{h}_0^k (\hat{h}_0^k)^* + \alpha \right]^{-1} \quad (4.9)$$

alors que,

$$\hat{G}_0^k = q\hat{h}_0^k \left[I - \hat{F}_0^k \right] \quad (4.10)$$

avec $\alpha = \frac{(2\ell + 1)\sigma_v^2}{4\pi\sigma_w^2}$

et enfin :

$$(\hat{y}_1)_\ell^k = q \left\{ (\hat{y}_\ell)_l^k \hat{F}_0^k + q\hat{u}_\ell^k \left[I - \hat{F}_0^k \right] \hat{h}_0^k \right\} \quad (4.11)$$

Rappelons que le but de la déconvolution n'est pas de trouver $y_1(t)$ qui estime $y(t)$, mais plutôt, approximer $u(t)$ (voir FIGURE 4.2).

Par conséquent, et dans le cas idéal le filtre de Wiener inverse optimal est donné par [93, 95, 96] :

$$(\hat{f}_1)_0^k = \frac{\hat{F}_0^k}{\hat{h}_0^k} = \frac{(\hat{h}_0^k)^*}{\left[\hat{h}_0^k (\hat{h}_0^k)^* + \alpha \right]} \quad (4.12)$$

Cependant, le calcul de l'estimée optimal de $u(t)$ dans le cas général est détaillé dans la sous section 4.2.3.

Dans nos travaux précédents [74, 73] nous proposons une autre méthode pour extraire l'expression du filtre de Wiener basée sur la manipulation des bruit et qui aboutit à la même expression du filtre (4.11) et (4.12).

4.2.2 Filtre de Wiener amélioré et régularisé

Dans cette sous-section, une combinaison du filtrage et de la régularisation de Wiener est proposée qui se résume à la minimisation du critère suivant :

$$u^*(t) = \underset{u}{\operatorname{argmin}} \left\{ \|y_1(t) - h(t) * u(t)\| + \Omega \|L.u(t)\|_2 \right\} \quad (4.13)$$

donc, cette méthode suggérée consiste à résoudre (4.13) [77] avec :

$$y_1(t) - h(t) * u(t) = F(t) * [y_m(t) - h(t) * u(t)] \quad (4.14)$$

alors (4.13) devient :

$$u^*(t) = \operatorname{argmin} \{ \|F(t) * (y_m(t) - h(t) * u(t))\| + \Omega \|L.u(t)\| \} \quad (4.15)$$

$$= \operatorname{argmin} \{ \|y'_m(t) - h'(t) * u(t)\| + \Omega \|L.u(t)\| \} \quad (4.16)$$

où $y_m(t)' = F(t) * y_m(t)$ et $h'(t) = F(t) * h(t)$.

Nous avons remarqué que nous sommes conduits à la régularisation d'un système dont la réponse impulsionnelle est h' , la sortie est $y'_m(t)$ et dont l'entrée inconnue est toujours le signal $u_0(t)$ du début. La même procédure de la section 4.2.1, peut être appliquée. Nous obtenons alors :

$$(\hat{f}'_1)_0^k = \frac{(\hat{h}'_0)^k ((\hat{h}'_0)^k)^*}{(\hat{h}'_0)^k ((\hat{h}'_0)^k)^* + \beta} \quad (4.17)$$

avec

$$(\hat{h}'_0)^k = q \hat{F}_0^k \hat{h}_0^k \quad (4.18)$$

sachant que $\beta = \left(\frac{(2\ell + 1)\sigma_v}{4\pi\sigma_w} \right)^2$.

Comme nous pouvons le voir, $u(t)$ dépend de deux paramètres α et β .

α est utilisée dans le filtrage des données, alors que β est délicatement choisie pour la régularisation, ils sont dans la gamme de 10^{-5} . Une analyse concernant l'influence de α et β sera détaillée plus loin (chapitre 5, expérience 1).

4.2.3 Estimation optimale de $u(t)$

Après la conception du filtre de Wiener sphérique ainsi que la commande optimale dédiés à la réduction du niveau des bruits (voir équation 4.12 et 4.17), la régularisation est maintenant appliquée aux données filtrées en utilisant un algorithme donnant la meilleure estimation du signal \hat{u}_ℓ^k dans l'étape du filtrage, cette procédure sera introduite dans le bloc "Estimation optimale de $u(t)$ " sur le schéma synoptique de la FIGURE 4.3.

Le signal d'entrée inconnu u_ℓ^k est remplacé par son estimé, afin d'utiliser le filtrage linéaire optimal présenté dans la section précédente. Par conséquent, nous proposons les démarches de la technique suivante [78] :

$$(u^*) = \operatorname{argmin} \{ \|(y_1) - u * h\| + \Omega \|L.u\| \} \quad (4.19)$$

alors,

$$(\hat{u}^*)_\ell^k = \operatorname{argmin} \left\{ \|(\hat{y}_1)_\ell^k - q\hat{u}_\ell^k(\hat{h})_0^k\| + \Omega \|L.\hat{u}_\ell^k\| \right\} \quad (4.20)$$

Comme il a été montré dans [77] et en utilisant la formule (4.14) on obtient :

$$(\hat{u}^*)_\ell^k = \operatorname{argmin} \left\{ \|q \left[(\hat{y}_m)_\ell^k (\hat{F})_0^k - q\hat{u}_\ell^k (\hat{F})_0^k \right] \| + \Omega \|L.\hat{u}_\ell^k\| \right\} \quad (4.21)$$

En combinant la méthode de Badeva [97] et la convolution sphérique, on obtient finalement l'estimation optimale de $(\hat{u}^*)_\ell^k$ donnée par (4.22) et qui peut être résolue avec une méthode itérative.

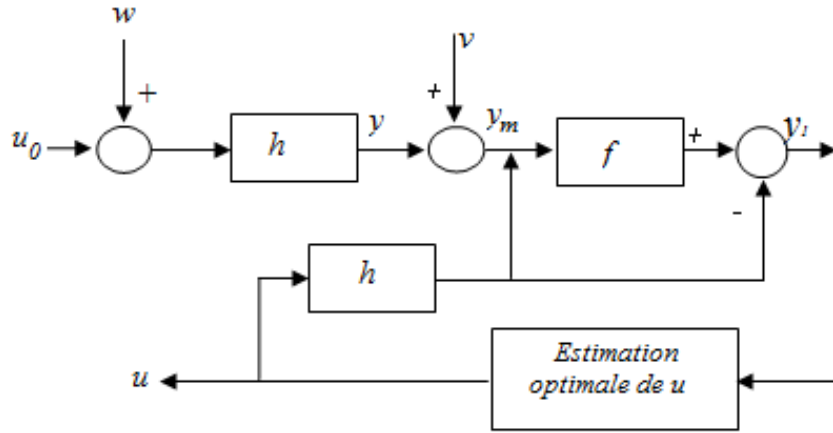


FIGURE 4.4 – Diagramme final du filtre optimal de Wiener sphérique

$$q \left\{ q \left[\left[\hat{F}_0^k \hat{h}_0^k \right]^* \left[\hat{F}_0^k \hat{h}_0^k \right] + \Omega \left[(\hat{L}_0^k)^* \hat{h}_0^k \right] \right] \right\} \hat{u}_0^k = q \left[\hat{F}_0^k \hat{h}_0^k \right]^* (\hat{F})_0^k (\hat{y}_m)_\ell^k \quad (4.22)$$

La procédure sus détaillée est appliquée pour le cas du filtre optimal de Wiener et

reste valable pour le cas du filtre optimal de Wiener régularisé, en d'autre terme F peut être remplacé par F' .

Le diagramme final de la déconvolution tridimensionnelle est représenté à la FIGURE 4.4. Dans cet algorithme, nous avons adopté trois critères d'arrêt :

1. C'est lorsque la qualité de l'image atteint son max :
 $SNR(iter + 1) \leq SNR(iter)$; où $iter$ est le numéro de l'itération.
2. La tolérance définie comme suit :
 $\|(\hat{y}_1)_0^k - \hat{h}_0^k \hat{u}_0^k\|$; avec y_1 l'estimé de y dans la procédure en cours (itération = $iter$) et $u(t)$ est l'estimé de $u_0(t)$ pour l'itération précédente $iter - 1$
3. La procedure atteint le maximum des itération $iter = iter_{max}$

4.3 Minimisation alternée de la Variance Totale

Cette partie vérifie la possibilité d'étendre et d'appliquer, aux images catadioptriques la méthode de la déconvolution classique des images $2D$, par la régularisation de la Variation Totale (*Total Variation TV*), à partir d'une observation floue et bruitée. L'idée principale de cette méthode spéciale, est la stabilisation d'une double minimisation alternative d'un critère de coût. Ce dernier introduit une variable auxiliaire pour contourner le problème inverse mal posé. La contribution soulignée ici, est toujours l'utilisation de la projection stéréographique inverse et les harmoniques sphériques afin d'adapter cette déconvolution proposée à ce genre d'images.

Ces dernières années, les équations aux dérivées partielles ont été largement utilisées pour créer un modèle numérique pertinent dans le but de résoudre le problème de la déconvolution d'images dégradées, par l'introduction d'une contrainte de régularisation. Pourtant, malgré l'application de la diffusion anisotrope ou isotrope pour lisser l'image dans toutes les directions au détriment des bords, l'utilisation de la régularisation par la (TV) a été confirmée dans diverses recherches récentes.

En utilisant la TV dans une multitude de versions, les auteurs ont réussi à fournir une base solide pour reconstruire des images omnidirectionnelles à partir d'observations infectées. Récemment, Liu, Y. et *al.* [79], ont proposé un algorithme pour restaurer toutes images omnidirectionnelles floues indépendamment de la PSF. Li, Y. et ses coauteurs [80], ont supposé que la PSF des systèmes omnidirectionnels (omni-*PSF*) peut être modélisée par une fonction gaussienne en analysant le flou des images correspondantes. Ensuite, le processus de déconvolution par des dérivées spéciales à priori, est effectuée pour accentuer la présence du flou dans les images. Dans [80], les auteurs ont confirmé les difficultés du calcul de l'omni-*PSF*, et proposent une amélioration en insérant un dispositif d'occlusion à motifs, dans l'ouverture de la caméra. Dernièrement, Elkadmiri, O. et *al.* [81], ont étudié la perception visuelle de la profondeur (Cause du flou sur les images 3D), au moyen de configurations omnidirectionnelles et d'algorithmes de traitement spéciaux adaptés aux images catadioptriques. Li, Y. et *al.* [82], dans leur description de l'omni-*PSF*, ont affirmé qu'il s'agit approximativement d'un cercle dépendant des mesures métriques des distances séparant l'objet, le miroir et la caméra.

Parmi les auteurs cités ci-dessus, ceux qui ont utilisé l'algorithme de la (TV) avec chacun ses propres politiques, pour désinfecter les images omnidirectionnelles. Ils ont confirmé tous l'efficacité d'une telle approche.

Dans les deux cas de déconvolution : anisotrope et isotrope, nos résultats expérimentaux réalisés dans le cadre de ce contexte, sur des images omnidirectionnelles catadioptriques synthétiques ou réelles et soumises à divers effets confirment la performance de la méthode proposée pour restaurer de telles images altérées par le flou et le bruit (voir chapitre 4). Comparées aux résultats récents des auteurs cités ci-dessus qui ont utilisé la même approche, nos images obtenues ont pu atteindre un niveau meilleur et satisfaisant en qualité de restauration.

Un extrait de cette section est publié au journal : ***Evolving Systems-springer***

[92]

4.3.1 Contexte général de la méthode

La méthode des équations aux dérivées partielles est un algorithme efficace basé sur la régularisation par (TV). Le principe est la stabilisation de l'équation (4.23). Ce dernier est le cas général de l'équation (4.1) définie dans l'introduction de ce chapitre. En effet, les équations aux dérivées partielles ont été largement utilisées dans le processus de déconvolution de l'image [83].

$$\min_u J_u = \text{reg}(u(t)) + \frac{\lambda}{2} \|h(t) * u(t) - y_m(t)\|^2 \quad (4.23)$$

où $\text{reg}(u(t))$ est le terme de régularisation imposé par la connaissance a priori et λ est un paramètre utilisé pour compenser toute la perte d'informations dans les hautes fréquences.

Rudin et Osher dans [84, 85], ont proposé une approche efficace pour régulariser le système ci-dessus (équation 4.23) avec une (TV). En effet, ils supposent que $\text{reg}(u(t))$ peut être remplacé par une (TV). Ensuite, le problème se réduit à une minimisation de $\text{reg}(u(t))$.

Avec $h(t) * u(t) = y(t)$ et $\|h(t) * u(t) - y_m(t)\| = \sigma^2$ (où σ est l'écart-type du bruit), sont l'ensemble des contraintes. Alors, la solution est donnée par la minimisation de (4.24).

$$\min_u J_u = \min_u \left(\sum_i \|\nabla_i * u\| + \frac{\lambda}{2} \|h * u - y_m\|^2 \right) \quad (4.24)$$

Ici, le $\nabla_i * u$ est le gradient discret de u au pixel i et la $\sum_i \|\nabla_i * u\|$ est la (TV) discrète .

Cette approche semble être bien adaptée pour supprimer l'effet du flou dans l'image, en préservant les contours, ce qui est notre objectif le plus important à atteindre, mais elle nécessite un calcul numérique très compliqué et coûteux en raison de la

non-linéarité et de la non-différentiabilité de la (TV). C'est pourquoi une solution est proposée dans [86] basée sur la minimisation du critère ci-dessus, suivant la variable u :

$$\varpi_i = \max\{\|\nabla_i * u\| - \frac{1}{\mu}, 0\} \frac{\nabla_i * u}{\|\nabla_i * u\|} \quad (4.25)$$

il en résulte en incluant $reg(u) = \sum_i \|\nabla_i * u\|^2$, où ∇_i représente certains opérateurs de différences finies et μ un terme de pénalité qui doit être assez grand pour exercer une influence sur la convergence. De cette façon, il est très facile de minimiser la fonctionnelle car elle est linéaire et les fonctions objectives sont quadratiques. Cependant, elle adoucit l'image et ne parvient pas à restaurer les contours.

Dans ce travail, nous soutenons l'approche proposée par Yilan Wang et *al.* [87, 88, 89]. Ils ont introduit une variable auxiliaire $\varpi_i \in R^2$ (4.25) pour transférer $\nabla_i * u$ du terme non différentiable. La différence entre ϖ_i et $\nabla_i * u$, est pénalisée par $\frac{\mu}{2} \|\varpi_i - \nabla_i * u\|$, produisant le modèle suivant :

$$\min_{u, \varpi} J_u = \min_{u, \varpi} \left(\sum_i \|\varpi_i\| + \frac{\mu}{2} \sum_i \|\varpi_i - \nabla_i * u\| + \frac{\lambda}{2} \|h * u - y\|^2 \right) \quad (4.26)$$

La solution de (4.26) converge vers celle de (4.24) lorsque μ tend vers l'infini. La fonction objective (4.26) est quadratique en $u(t)$ et séparable en ϖ . Le problème est donc semi-quadratique (voir par exemple les articles [87, 90, 91] et leurs références). Le principe fondamental de cette méthode est la dérivation du modèle semi-quadratique, qui permet une convergence rapide et un calcul peu coûteux pour résoudre le critère du coût. Pour cette raison, Nous avons choisi cette minimisation pour l'adapter à la déconvolution d'image sphérique, malgré la complexité de ce genre d'image.

Comme l'équation (4.26) est quadratique et que ses deux premiers termes sont séparables, il n'est pas difficile de minimiser cette fonction objective J_u vis-à-vis de u et de ϖ_i séparément. Une double minimisation de J_u peut être effectuée alternativement (voir FIGURE 4.5). La première est de minimiser J_u indépendamment de u ;

en supposant que u est constante. La seconde est la recherche de u optimale sans prendre en considération ϖ , comme il est illustré sur la FIGURE 4.5 et suivant les démarches suivantes :

- Pour un u fixe, les deux premiers séparables termes dans (2.26) peuvent être minimiser par rapport à ϖ par la résolution du suivant critère :

$$\min_{\varpi} J_u = \min_{\varpi} \left(\sum_i \|\varpi_i\| + \frac{\mu}{2} \sum_i \|\varpi_i - \nabla_i * u\|^2 \right) \quad (4.27)$$

en appliquant la formule de rétrécissement (shrinkage) bidimensionnelle [?], on obtient le minimum unique de (4.27) comme indiqué en (4.25).

- Pour un ϖ fixe, (4.26) devient quadratique par rapport à u (4.28).

$$\min_u J_u = \frac{\mu}{2} \sum_i \|\varpi_i - \nabla_i * u\|^2 + \frac{\mu}{2} \|h * u - y_m\|^2 \quad (4.28)$$

Comme la norme est conservée en fréquence, conformément au théorème de Parseval, la minimisation selon u est obtenue par une simple dérivation dans le champ de Fourier, alors on obtient la solution suivante :

$$\mu \sum_i (-\widehat{\nabla}_i^*) \cdot (\widehat{\varpi}_i - \widehat{\nabla}_i \cdot \widehat{u}) + \lambda \widehat{H}^* (\widehat{H} \cdot \widehat{u} - \widehat{Y}_m) = 0 \quad (4.29)$$

alors :

$$-\sum_i \widehat{\nabla}_i^* \cdot \widehat{\varpi}_i + \sum_i \widehat{\nabla}_i^* \cdot \widehat{\nabla}_i \cdot \widehat{u} + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{H} \cdot \widehat{u} - \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{Y}_m = 0 \quad (4.30)$$

$$\sum_i \widehat{\nabla}_i^* \cdot \widehat{\varpi}_i + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{Y}_m = \left(\sum_i \widehat{\nabla}_i^* \cdot \widehat{\nabla}_i + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{H} \right) \widehat{u} \quad (4.31)$$

L'idée de base est quand ils approximent ϖ_1 et ϖ_2 respectivement par U_x et U_z , où U_x et U_z représentent les deux opérateurs de différence finie du premier ordre qui seront détaillés plus loin. En introduisant également ces deux derniers, nous obtenons

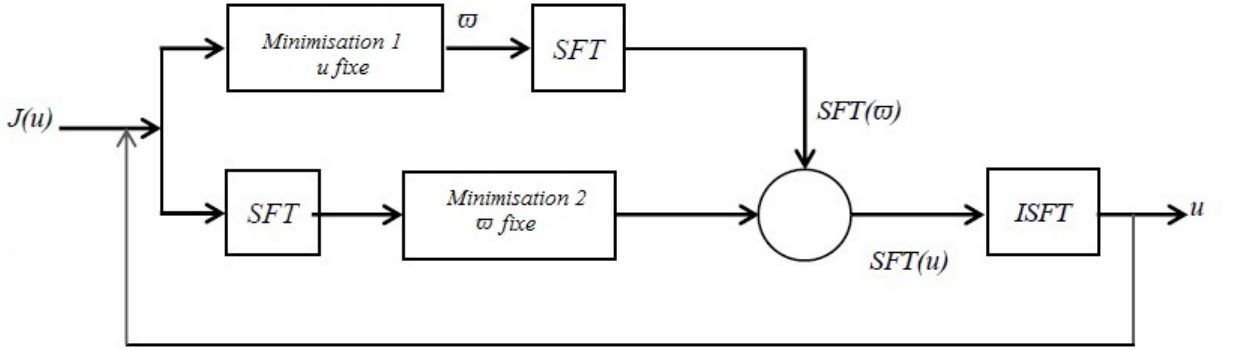


FIGURE 4.5 – Schéma de principe du processus de déconvolution : le cercle signifie le calcul de $SFT(u)$ selon la formule (4.31) et en prenant en compte la valeur ϖ , obtenue par la minimisation 1

la formule équivalente :

$$\widehat{\nabla}_1^* \cdot \widehat{\varpi}_1 + \widehat{\nabla}_2^* \cdot \widehat{\varpi}_2 + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{Y}_m = (\widehat{\nabla}_1^* \cdot \widehat{\nabla}_1 + \widehat{\nabla}_2^* \cdot \widehat{\nabla}_2 + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{H}) \widehat{u} \quad (4.32)$$

rappelons que :

$$\varpi_i = (\varpi_1, \varpi_2) \quad (4.33)$$

et

$$\nabla_i = (\nabla_1, \nabla_2) \quad (4.34)$$

tel que, ϖ_1, ∇_1 sont suivant les lignes et ϖ_2, ∇_2 sont suivant les colonnes pour les deux premiers ordres.

Dans notre cas particulier d'images sphériques et selon les harmoniques sphériques pour l'ordre k et le degré ℓ détaillés dans le chapitre précédent, la formule (4.31) se présente comme suit :

$$\sum_i \widehat{\nabla}_i^* \cdot \widehat{\varpi}_i + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{Y}_m = 2\pi q \left(\sum_i \widehat{\nabla}_i^* \cdot \widehat{\nabla}_i + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{H} \right) \widehat{u} \quad (4.35)$$

et (3.32) devient

$$\widehat{\nabla}_1^* \cdot \widehat{\omega}_1 + \widehat{\nabla}_2^* \cdot \widehat{\omega}_2 + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{Y}_m = 2\pi q (\widehat{\nabla}_1^* \cdot \widehat{\nabla}_1 + \widehat{\nabla}_2^* \cdot \widehat{\nabla}_2 + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{H}) \cdot \widehat{u} \quad (4.36)$$

sachant que :

$q = \sqrt{\frac{4\pi}{2\ell+1}}$, $\widehat{\nabla} = \widehat{\nabla}_\ell^k$, $\widehat{\omega} = \widehat{\omega}_0^k$, $\widehat{H} = \widehat{h}_0^k$, $\widehat{Y}_m = (\widehat{y}_m)_0^k$ et $\widehat{u} = \widehat{u}_\ell^k$. Ici, les deux opérateurs finis de premier ordre sont suivant θ et φ . \widehat{u}_ℓ^k et \widehat{y}_ℓ^k sont les transformées de Fourier sphériques pour l'ordre k et le degré ℓ de u et y_m , alors que $\widehat{\nabla}_0^k$, $\widehat{\omega}_0^k$ et \widehat{h}_0^k sont les harmoniques zonales correspondants à $\ell = 0$, comme il a été détaillé au chapitre 3.

L'équation (4.36) est de la forme $a * u + b = y_m$ où la solution u peut être obtenue par une méthode itérative connue et une tolérance finie comme il est décrit ci-dessous.

a. Algorithme de déconvolution par TV

Notre algorithme [92], en termes d'image sphérique et dans les deux cas de déconvolution ; isotrope et anisotrope, n'a aucune contrainte au cours de son déroulement. En effet le problème des bords qui nécessite l'utilisation de la périodicité lors de l'utilisation de la *FFT2* ordinaire, n'est plus posé. Sur la sphère, l'image n'a ni bord gauche ni celui de la droite ni d'ailleurs ceux du haut et du bas [93, 94]. La continuité est vérifiée automatiquement.

Il est très important de souligner la différence entre la déconvolution anisotrope et isotrope. Bien entendu, minimiser $J(u)$ par rapport à $u(t)$, dans le cas isotrope, équivaut à résoudre l'équation (4.26) avec :

$$\|\nabla_i * u\| = \sqrt{u_x^2 + u_z^2} \quad (4.37)$$

Cependant, dans le cas de la déconvolution anisotrope, l'expression (4.25) devient :

$$\varpi_i = \max\{|\nabla_i * u| - \frac{1}{\mu}, 0\} \text{sgn}(\nabla_i * u) \quad (4.38)$$

où $|\nabla_i * u| = |u_x| + |u_z|$ et (u_x, u_z) sont les matrices de différences finies du premier ordre dans la direction horizontale et verticale de l'image concernée. La méthode est effectuée comme suit :

- Étape 1 : Pour un degré ℓ fixe et un ordre k fixe aussi , calculer des coefficients d'harmoniques sphériques de chaque variable à partir des équations (3.23) ou (3.24), à chaque itération.
- Étape 2 : Exécution de l'algorithme (cas isotrope) suivant :

Algorithm 1 TV–sphérique

Require : $y_m, h, tol \geq 0, iter_{max}$, et $\lambda \geq 0$

Ensure : u (image restaurée) et iter (nombre d'itérations).

Initialization

$u \leftarrow y_m, u_p = 0, \mu > 0$ et $\mu_{max} \gg 0$.

while ($iter < iter_{max}$)

while($\mu < \mu_{max}$)

while($\frac{\|u - u_p\|}{\|u_p\|} \geq tol$)

$u_p \leftarrow u$

$\varpi \leftarrow \max\{\|\nabla_i * u\| - \frac{1}{\mu}, 0\} \frac{\nabla_i * u}{\|\nabla_i * u\|}$

$u \leftarrow ISFT \left[\frac{\widehat{\nabla}_1^* \cdot \widehat{\varpi}_1 + \widehat{\nabla}_2^* \cdot \widehat{\varpi}_2 + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{Y}_m}{2\pi q (\widehat{\nabla}_1^* \cdot \widehat{\nabla}_1 + \widehat{\nabla}_2^* \cdot \widehat{\nabla}_2 + \frac{\lambda}{\mu} \widehat{H}^* \cdot \widehat{H})} \right]$

end Next

end Next μ

end next iter

u_p signifie l'image restaurée à l'itération précédente. $\mu_{max} = f(\lambda)$ tel que $\frac{\mu_{max}}{\lambda} \rightarrow \infty$.

Comme on peut le constater, l'algorithme a trois critères d'arrêt : $iter$ (nombre max des itérations), μ_{max} et le paramètre tol (tolérance) qui est la valeur de convergence. La vérification d'un des trois critères suffit pour mettre fin à l'exécution du programme. Pour plus de détails voir le chapitre suivant.

4.4 Théorie du contrôle et la déconvolution des images ordinaires et omnidirectionnelles

Dans le même propos, nous suggérons dans cette section une version élargie de la procédure de déconvolution pour les systèmes variant dans le temps. En effet, et contrairement à la plupart des travaux de restauration d'image, ce travail offre un intérêt à la déconvolution non-aveugle des signaux en utilisant la théorie du contrôle optimal. Cette méthode construit un signal $1D$ en utilisant le filtre de Kalman. Ce dernier nous servira comme appui, pour généraliser la solution aux signaux $2D$ et $3D$ en exploitant la théorie du Tore. Les images planes ou les images sphériques sont transformées en représentations unidimensionnelles en utilisant respectivement la méthode de transformation de Fourier et la méthode de fibration de Heinz–Hopf. Ces deux approches seront utilisées d'abord, pour restaurer des images lorsque les paramètres de la (PSF) sont connus mais modifiés dans le temps. Après, elles seront étendues au cas d'absence totale d'informations a priori sur le processus de déformation.

L'image de test est soumise à diverses dégradations de qualité qui peuvent affecter la précision de l'étape de post-traitement des données. Par exemple, les images radiologiques, en plus de leur dégradation citée au chapitre précédent, elles sont dégradées lors de l'acquisition ou pendant le stockage (tomodensitométrie CT) et corrompues par différentes sources, à savoir le flou géométrique, les fluctuations statistiques, les intensités faibles ou élevées et le mouvement du patient pendant l'exposition [98, 99, 100, 101]. Dans de tels cas, des méthodes de restauration telle que la déconvolution, sont utilisées chaque fois que le post-traitement l'exige afin d'améliorer la qualité du signal pour un meilleur diagnostic. Cependant, lorsqu'il s'agit de systèmes de vision omnidirectionnels qui ont récemment pris de l'ampleur dans la vision par ordinateur, ils exacerbent d'autres difficultés et défis au cours du processus de la capture et celui de l'enregistrement [3]. Quelles que soient la nature

et la forme de la PSF , les paramètres de cette dernière ne peuvent pratiquement pas être mesurés sans incertitudes car ils sont physiquement tous mesurés par des instruments de mesure dont les composants évoluent (changent) aussi lentement dans le temps.

En raison de la pénurie d'approches de restauration portant sur les images radiologiques et catadioptriques, nous proposons dans cette étude une méthode de déconvolution dédiée aux images $2D$ ainsi qu'aux images omnidirectionnelles. La méthode proposée est une extension de la technique de déconvolution initialement introduite par [102] pour gérer les signaux $1D$. Dans [102], les auteurs ont développé une structure qu'ils ont ensuite adaptée à des systèmes variant dans le temps afin de produire un filtre inverse à gain constant.

La principale contribution de cette méthode est l'adoption de la technique de déconvolution à base de $1D$ pour les images ordinaires et les images omnidirectionnelles. Le mérite de la méthode en question est la possibilité d'appliquer un traitement unidimensionnel [103] qui est actuellement difficile à réaliser dans le cas d'images $2D$ ou d'autres signaux multidimensionnels comme les images $3D$ ou les images dont la géométrie est un peu complexe comme dans le cas des images omnidirectionnelles.

Dans le cas des images $2D$, un signal monodimensionnel en forme de tore en spires est obtenu par l'utilisation de la transformée de Fourier pour décorrélérer les lignes, alors que, la méthode de fibration de Hopf [104, 105] est employée pour des images omnidirectionnelles projetées sur la sphère pour obtenir une représentation monodimensionnelle. Le processus de déconvolution est ensuite appliqué au signal $1D$ obtenu.

Nous avons appliqué cette stratégie avec des images planes ordinaires dans nos travaux précédents publié dans [106, 75] et ici, nous contribuons à apporter encore des améliorations. La nouveauté dans ce qui suit, est la puissance de l'approche proposée pour gérer le processus de restauration de divers types d'images, y compris les images radiographiques et omnidirectionnelles capturées en niveaux de gris et en couleur,

pour des différents effets de dégradation, comme le flou et bruit Gaussiens, ainsi que le flou de mouvement et le bruit impulsionnel, en particulier lorsque la PSF est inconnue. L'idée principale est de trouver l'intervalle le plus court qui contient la meilleure valeur, en d'autres termes, l'intervalle où peut appartenir le minimum du critère $J(u)$. L'intervalle en question est délimité par l'algorithme de Fibonacci [107].

En effet, des résultats expérimentaux ont confirmé la capacité de l'approche proposée à récupérer ou à restaurer les parties essentielles des données dans l'image. Contrairement à d'autres méthodes connues traitant avec la transformée de Fourier les signaux et négligeant les informations perdues; cette méthode n'aborde pas la transformation du signal, mais l'utilise uniquement pour modifier la présentation de l'information.

Puisque le traitement est effectué dans le domaine spatial, la perte d'information est marginale par rapport à celles mentionnées précédemment.

Des extraits de cette section sont apparus en [75, 74, 93]

4.4.1 Processus de déconvolution

Nous proposons une procédure de déconvolution basée sur le travail publié par Neveux et al. [102]. Dans leur description de ce processus de déconvolution, le signal mesuré est supposé corrompu par un système représenté par une fonction de transfert ou des équations d'état et la déconvolution est réalisée au moyen d'une poursuite. Dans notre cas, nous utilisons l'ensemble des équations d'état suivant pour représenter le modèle du système proposé :

$$\begin{cases} \dot{x}_p(t) &= A.x_p(t) + B.u(t) + v(t) \\ y_p(t) &= C.x_p(t) \\ y_m(t) &= C.x_p(t) + w(t) \end{cases} \quad (4.39)$$

avec les matrices $A \in \mathfrak{R}^{n.n}$, $B \in \mathfrak{R}^{n.1}$, $C \in \mathfrak{R}^{1.n}$ et n la dimension du signal.

Le filtre de Kalman est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}_e(t) = (A - \mathcal{K}C).x_e(t) + B.u(t) + \mathcal{K}.y_m(t) \\ y_e(t) = C.x_e(t) \end{cases} \quad (4.40)$$

Le gain du filtre de Kalman stationnaire [102] est donné par : $\mathcal{K} = \mathcal{P}C^t\sigma_w^{-1}$ où \mathcal{P} est une matrice symétrique définie positive solution de l'équation algébrique de Riccati (ARE) suivante :

$$A\mathcal{P} + \mathcal{P}A^t - \mathcal{P}C^t\sigma_w^{-1}C\mathcal{P} + B\sigma_v B^t = 0 \quad (4.41)$$

soit le vecteur d'état augmenté défini par : $X(t) = \begin{bmatrix} x_p(t) \\ x_e(t) \end{bmatrix}$ on obtient alors le modèle d'état augmenté suivant :

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = A_s.X(t) + B_1.y_m(t) + B_2.u(t) \\ \varepsilon(t) = C_s.X(t) \end{cases} \quad (4.42)$$

avec

$$A_s = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & A - \mathcal{K}C \end{bmatrix}; \quad B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathcal{K} \end{bmatrix}; \quad B_2 = \begin{bmatrix} B \\ B \end{bmatrix}; \quad C_s = \begin{bmatrix} C & -C \end{bmatrix}$$

La procédure de déconvolution développée par [102] pour temps invariant, est illustrée dans la FIGURE 4.6 suivante. Elle combine un filtre optimal et une poursuite de contrôle optimale avec une structure de modèle interne.

Nous devons trouver le signal $u(t)$ qui minimise le critère (4.43) :

$$J = \int_0^T (\varepsilon^2 + \alpha^2 u^2) dt \quad (4.43)$$

avec une estimation d'erreur $\varepsilon(t) = y_e(t) - y_p(t)$. La solution de ce problème par la

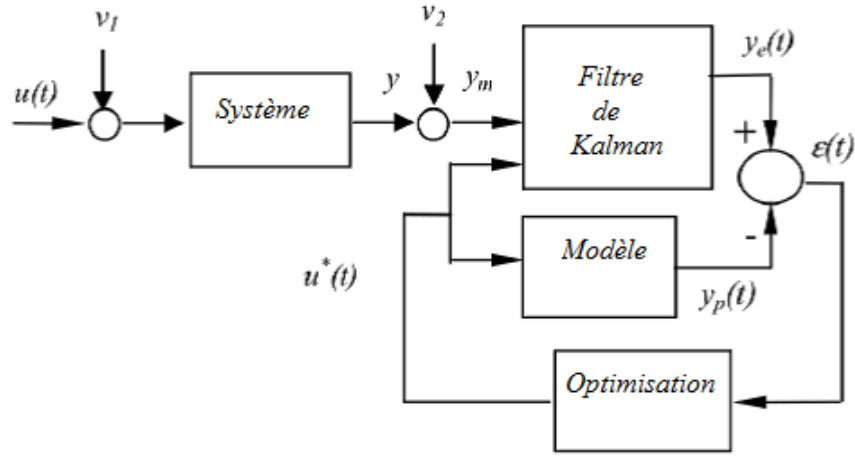


FIGURE 4.6 – Schéma de déconvolution

théorie de la commande optimal donne le résultat suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{X}(t) = \bar{A}X(t) + B_1 y_m(t) - \alpha^{-2} B_2 B_2^t \theta(t) \\ \dot{\theta}(t) = -\bar{A}^t \theta(t) - S B_1 y_m(t) \quad ; \quad \theta(T) = 0 \\ \dot{S} = A^t S + S A - \alpha^{-2} B_2 B_2^t S + C^t C \\ \bar{A} = A_s - \alpha^{-2} B_2 B_2^t S \end{array} \right. \quad (4.44)$$

Enfin la poursuite optimal est donnée par :

$$u^*(t) = -\alpha^{-2} B_2^t (S X(t) + \theta(t)) \quad (4.45)$$

4.4.2 L'approche de déconvolution proposée

Nous devons considérer que le modèle est souvent identifié dans un intervalle de confiance, et que l'ensemble des paramètres du modèle déterminé, est connu avec un certain pourcentage, sans oublier que les paramètres du modèle évoluent dans le temps en raison des changements environnementaux et les conditions expérimen-

tales. Par conséquent, nous devons considérer aussi qu'à la suite de ces changements qui en résultent, que le modèle utilisé pour la déconvolution est incertain. Ce qui exige de prendre en considération les incertitudes dans un cadre d'espace d'état.

Dans la procédure de déconvolution de Neveux et al.[102], pour les processus invariants dans le temps, le filtrage optimal (filtre de Kalman) est associé à un contrôle de poursuite optimale. Il a remplacé le filtre de Kalman par un filtre robuste en proposant de considérer le processus variant dans le temps comme un processus invariant dans le temps, mais avec des incertitudes supposées être limitées.

a. Déconvolution pour les systèmes incertains 1D

Nous proposons la modélisation des dérivées temporelles de la façon suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) &= [A + \Delta A(t)] x(t) + B.u(t) + B.v(t) \\ \varepsilon(t) &= C_s.X(t) \end{cases} \quad (4.46)$$

où $\Delta A(t)$ est une matrice d'incertitudes limitées, qui peut être décomposée en :

$$\Delta A(t) = HF(t)E \quad \forall t$$

H , F et E sont des matrices définies positives, $H \in \mathfrak{R}^{n,n}$, $E \in \mathfrak{R}^{n,n}$ une matrice constante et $F \in \mathfrak{R}^{n,n}$ est une matrice d'éléments mesurables de Lebesgue tel que :

$$F^t(t)F(t) < 1 \quad \forall t$$

L'objectif est de reconstruire le signal $u(t)$ à partir de la connaissance du modèle et du signal de mesure $y_m(t)$. Pour ce faire, des outils de filtrage et un contrôle optimal robuste seront appliqués à la structure utilisée dans le cadre de systèmes linéaires certains. Il est nécessaire pour nous d'introduire à la fois la notion de robustesse dans le filtrage et l'algorithme d'estimation du signal. En outre, l'entrée estimée u^*

est obtenue par la minimisation du critère J_1 suivant :

$$J_1 = \|y_e(t) - y_p(t)\| = \left\| \sum_{i=0}^n \alpha_i \frac{d^i u}{dt^i} \right\|^2 \quad (4.47)$$

où $\|\cdot\|$ est la norme $L^2(]0, +\infty[)$, $\alpha_i \in \mathfrak{R}^+$ est le paramètre de régularisation et $[y_e(t) - y_p(t)]$ est l'erreur de restauration.

Diverses approches ont été utilisées pour concevoir des filtres robustes comme le travail de [102, 77, 108] en fonction de la situation actuelle, avec une certaine liberté dans le choix des types de filtres appropriés.

L'estimation optimale de l'excitation d'entrée est obtenue au moyen d'une loi de contrôle robuste [102]. Comme expliqué précédemment pour les systèmes certains, notre but principal dans ce travail est de faire un pas en avant pour améliorer et adapter de telles méthodes afin de traiter des cas incertains. En effet, la recherche de l'estimée de $u(t)$ par la minimisation du critère (4.47) est une loi de contrôle optimale pour le système augmenté combinant le filtre robuste et le modèle. Neveux et al. [102] ont réussi à poser une solution afin d'étendre la procédure aux systèmes variant dans le temps. Mais, malheureusement le processus de calcul nécessite une capacité de mémoire extrêmement grande qui peut être un inconvénient majeur si nous envisageons à augmenter l'ordre du système. Par conséquent, nous utiliserons le filtre robuste développé par Bolzern et al. [108] donnée par :

$$\begin{cases} \dot{x}_e(t) = F.x_e(t) + G.y_m(t) + B.u(t) \\ y_e(t) = C.x_e(t) \end{cases} \quad (4.48)$$

où $x_e(t)$ est le vecteur estimé du vecteur d'état $x(t)$ du processus. Pour déterminer la loi de commande optimale robuste, le modèle du processus suivant est considéré :

$$\begin{cases} \dot{x}_p(t) = [A + \Delta A(t)].x_p(t) + B.u(t) \\ y_p(t) = C.x_p(t) \end{cases} \quad (4.49)$$

soit le vecteur augmenté : $X(t) = \begin{bmatrix} x_p(t) \\ x_e(t) \end{bmatrix}$ et les équations d'état augmenté :

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = [A + \Delta A_s(t)] X(t) + B_1 \cdot y_m(t) + B_2 \cdot u(t) \\ \varepsilon(t) = C_s \cdot X(t) \end{cases} \quad (4.50)$$

avec :

$$A_s = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & F \end{bmatrix}; \quad B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ G \end{bmatrix}; \quad B_2 = \begin{bmatrix} B \\ B \end{bmatrix}; \quad C_s = \begin{bmatrix} C & -C \end{bmatrix}$$

Maintenant, la tâche consiste à concevoir une loi de contrôle optimale robuste, en minimisant le critère (4.47) du modèle nominal. Par suite l'expression suivante est obtenue :

$$\dot{X}(t) = (\bar{A} + \Delta A_s(t)) \cdot X(t) + B_1 \cdot y_m(t) - \alpha^{-2} B_2 B_2^t \theta(t) \quad (4.51)$$

La seconde étape consiste à rendre plus robuste cette loi de contrôle optimale. On dit que le système augmenté incertain est quadratiquement stable s'il existe une matrice positive définie symétrique \mathcal{Q} qui soit la solution à l'équation algébrique de Riccati :

$$A^T \mathcal{Q} + \mathcal{Q} \bar{A} + \mathcal{Q} H \bar{H}^T \mathcal{Q} + E^T E = 0 \quad (4.52)$$

$$\text{où } \bar{H} = \begin{bmatrix} H \\ 0 \end{bmatrix}; \quad H = \begin{bmatrix} E & 0 \end{bmatrix}$$

Dans ce qui suit, nous appliquons la procédure sus-décrite pour un signal mono-dimensionnel réel.

b. Exemple de déconvolution 1D

Dans [75, 102, 106], les auteurs ont largement discuté la déconvolution pour des systèmes incertains en prenant comme exemple des signaux synthétiques. Ils ont aussi supposé que le cumul des dégradations du signal peut être présenté par une fonction de transfert du premiers ordre comme suit :

$$F(s) = \frac{1}{a_1 \cdot s + 1} \quad (4.53)$$

avec une évolution de a_1 comme suit :

$$a_1 = a_{1n} + 0.10a_{1n}\cos(0.01)t \quad (4.54)$$

Où a_{1n} est la valeur nominale, a_1 est une constante choisie pour balayer les incertitudes et s variable de Laplace.

Nous donnons ici, un exemple réel appliquant la technique de la déconvolution à l'hormone de croissance (Growth hormone Gh), pour estimer le taux de sécrétion instantané (instantaneous secretion rate ISR) de celle-ci.

Afin de vérifier la réponse en sécrétion du Gh en termes d' ISR , aux injections de stimulus, le problème d'estimation de l' ISR doit être affronté. En fait, il est plutôt impossible d'obtenir instantanément l' ISR du sujet après l'injection du stimulus parce que l'administration consécutive de ce dernier aux bouts d'intervalles de temps courts provoque une interférence entre les réponses à différentes injections. Ce problème d'interférence peut être résolu en estimant l' ISR à l'aide de modèles mathématiques et d'algorithmes numériques.

Il a été montré dans [109], que le processus d'interférence peut être modélisé par une intégrale de convolution entre l' ISR et le taux d'élimination du Gh dans le

sang [109, 110] comme suit :

$$y_m(t) = \int_{-\infty}^{+T} g(t - \tau)e(\tau) d\tau + w(t) \quad (4.55)$$

où $y_m(t)$ est le signal d'interférence, $w(t)$ est le bruit de mesure, $e(t)$ présente l'*ISR* et $g(t)$ dénote le taux d'élimination du *Gh* dans le sang du patient, donnés par les deux expressions suivantes :

$$g(t) = \exp(-a_1 t) \quad t \geq 0 \quad (4.56)$$

$$a_1 = (0.07779 \pm 0.01143) \mu g / lmin$$

$$e(t) = \begin{cases} 4.0158 \cdot \exp(-(t - a)^2 / [a^2 - (t - b)^2]) & \text{pour } 0 \leq t \leq 2a \\ 1.552 \cdot \exp(-(t - b)^2 / [a^2 - (t - b)^2]) & \text{pour } b - a \leq t \leq b + a \end{cases} \quad (4.57)$$

Ainsi, l'estimation de l'*ISR* peut être vue comme un problème de déconvolution dont le résultat est donné par la minimisation du critère coût J_1 illustré par l'équation (4.47). La procédure de déconvolution a été exécutée pour le système nominal (4.56) : $a_{1n} = 0,0779 \mu g / l.min$.

La concentration plasmatique en *Gh* correspondante est illustrée dans la FIGURE 4.7. (a), montrant le signal *Gh*(vert) avec un $SNR = 10dB$, ainsi que le signal *ISR* originel (blue) que nous espérons le reconstruire à partir du signal *Gh*.

Le but de cette déconvolution est de trouver la restauration idéale dans un intervalle de confiance de $[-0.01143, +0.01143]$ voir l'équation (4.56). La FIGURE 4.7.(b) montre un certain nombre de signaux qui ont été estimés via diverses valeurs d'incertitudes comprises dans l'intervalle sus-défini. La courbe en bleu gras présente le signal originelle. Il est bien clair que les courbes estimées présentées sur la même figure avec des traits fins se rapprochent approximativement de la courbe originelle. Les erreurs de restauration qui correspondent aux valeurs du critère J_1 décrit par l'équation (4.47),

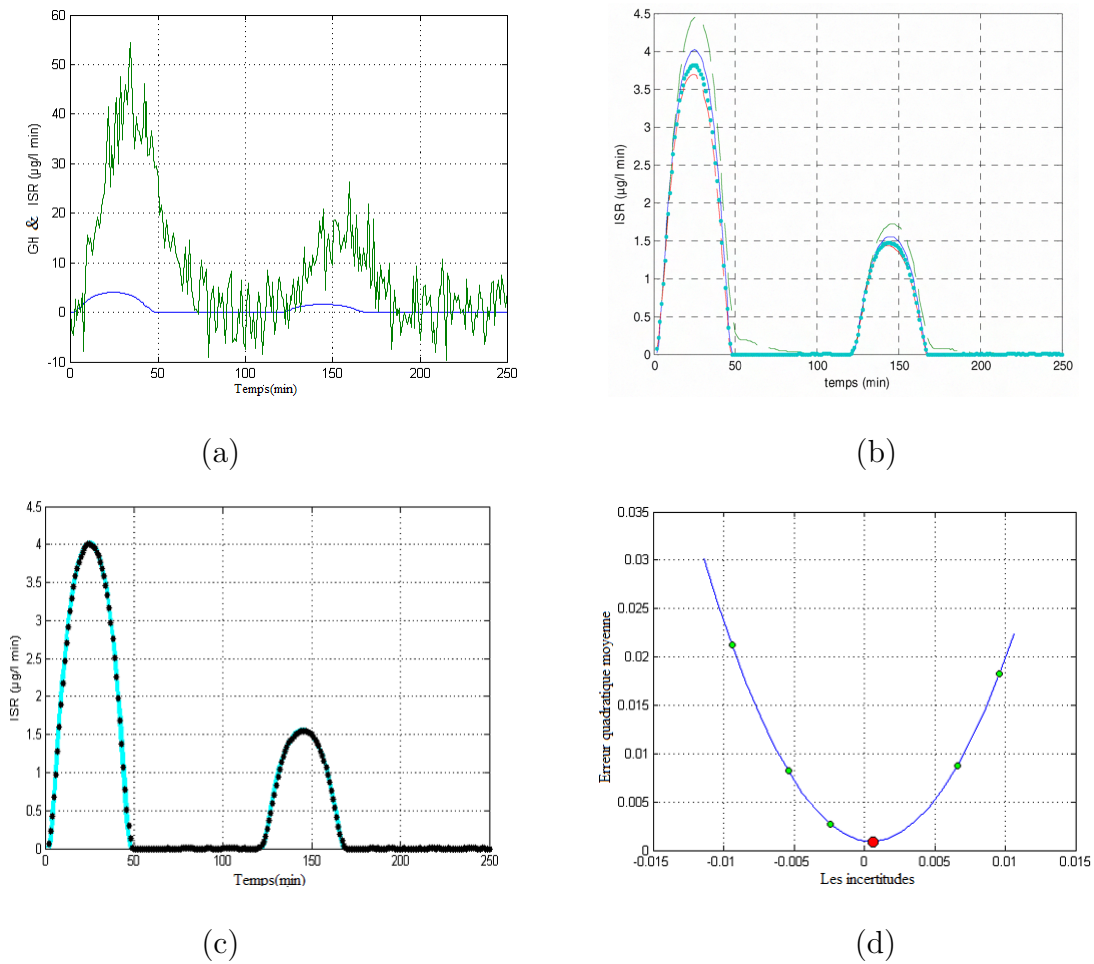


FIGURE 4.7 – Restauration d’un signal 1D

pour chaque valeur d’incertitude sont illustrées sur la FIGURE 4.7.(d). Le point minimum (rouge) représente le signal *ISR* restauré optimal. Ceci est mieux montré sur la FIGURE 4.7.(c) où le signal reconstruit, montré en pointillés est entièrement superposé au signal d’origine (bleu).

Les bons résultats de la déconvolution du signal 1D nous élargie l’horizon pour penser à la reconstruction par extension aux signaux 2D et 3D dont la méthode sera détaillée dans les sections suivantes.

4.4.3 Extension de la méthode au cas 2D

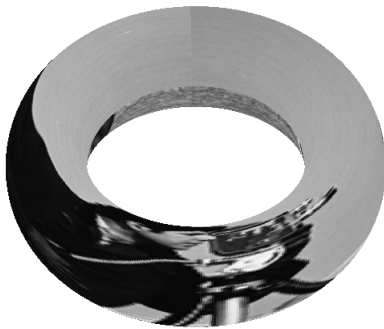
La méthode étendue de filtrage de Kalman combinée avec un contrôle optimal, pose un problème dans sa version originale. R. Wang *et al.* [103] ont proposé une approche permettant l'utilisation du filtre 1D– de Kalman dans le cas des images 2D ordinaires. La base principale de cette méthode est l'utilisation du modèle des canaux. L'image floue et bruitée est décomposée en un ensemble d'orientations et de bandes de fréquences. L'étape de restauration 1D est ensuite effectuée sur chaque composant en suivant l'orientation appropriée avec l'algorithme connu de Kalman. Par conséquent, beaucoup de filtres sont utilisés d'une façon séparable et parallèle à base de transformation de Fourier.



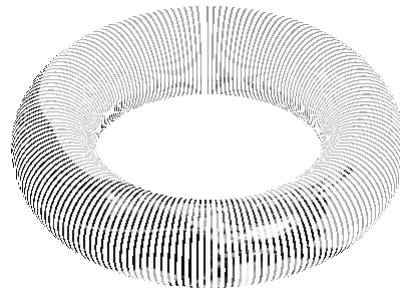
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 4.8 – Les transformations de l'image plane

L'approche proposée dans cette étude pour traiter les images planes est basée sur la méthode déjà discutée avec quelques changements appropriés. Nous suggérons tout d'abord de calculer la *FFT* des colonnes pour décorrélérer les lignes, puis d'enrouler la matrice d'image sur elle même [111] en joignant le haut avec le bas de l'image plane pour avoir un cylindre (voir FIGURE 4.8.b). Ensuite, relier les extrémités du cylindre en le pliant pour former un tore comme indiqué sur la FIGURE 4.8.c. De ce fait, d'une part les effets des bords qui sont considérés comme étant un handicap dans presque tous les traitements d'image, sont automatiquement contournés. D'autre part, et si le processus de décorrélation est appliqué via l'utilisation de la transformée de Fourier, N cercles sont obtenus. En plus, lorsque le bord supérieur de l'image est joint à l'inférieure, un tore est obtenu avec une périodicité souhaitée. Dans ce cas, un ensemble de cercles ayant le même rayon, et adjacents l'un à l'autre dont les pixels sont décorrélés, est créé.

Le passage d'un cercle à l'autre est réalisé en réunissant tous les cercles adjacents pour obtenir un tore en spires. Effectivement, une ligne $1D$ de pixels décorrélés est construite roulée sur un tore FIGURE 4.8.d. Le pixel de départ et celui de la fin $p(1, 1)$ et $p(n, m)$ sont reliés entre eux sur le tore, où p est l'image plane et n nombre de lignes et m nombre de colonnes. Par la suite, le signal $1D$ dérivé de l'image transformée, est passé à travers le processus de restauration. En fin l'image sera récupérée par reconstruction inverse.

4.4.4 Extension de la méthode au cas 3D

Semblable au cas des images $2D$, l'utilisation du filtrage de Kalman combiné à un contrôle optimal, souffre de la même limite de traiter uniquement des signaux $1D$. Pour appliquer ce filtrage à l'image omnidirectionnelle, ou plutôt à sa projection sphérique (voir FIGURE 4.9), et pour mesure de facilité il faut songer d'abord, à la manière de transformer l'image sphérique en signal $1D$ [68, 112].

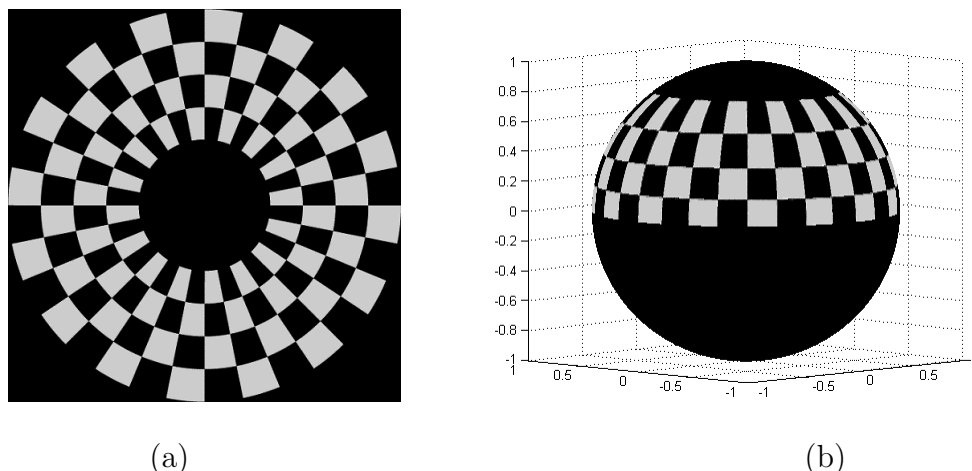


FIGURE 4.9 – Image omnidirectionnelle de test

La transformée de Fourier sphérique suivie par la transformation en ”**Fibres**” de Heinz–Hopf facilite ce changement en passant de la troisième dimension à la première.

Dans notre travail, nous utilisons non seulement les harmoniques sur la sphère mais aussi sur le tore. Toutes les expressions mathématiques notées dans [68, 113, 114] restent valables dans le cas d’utilisation d’un tore, avec la condition que θ balaye l’intervalle $[-\pi, \pi]$, de même pour l’échantillonnage.

Si nous considérons que la sphère est un ensemble de cercles adjacents, nous pouvons appliquer le processus de filtrage à l’image en question cercle par cercle, en se basant sur le principe de la fibration de Heinz–Hopf. Celle-ci n’est significative que si les données sont complexes, donc nous sommes contraints de travailler dans le champ de Fourier afin de changer les dimensions du signal. Par exemple pour le cas du signal $1D$, les données réelles sont transformées en données complexes par la transformée de Fourier. Ainsi, elles deviennent à deux dimensions et elles sont présentées dans le plan complexe dont un des deux axes est réel l’autre est imaginaire ($z = x + iy$), ou z représente la transformée de Fourier ordinaire d’un point P .

Le même principe s’applique pour le cas $2D$. Par analogie, la Sphère S^2 est directement représentée dans un espace à quatre dimensions en S^3 au lieu de trois

dimensions (x, y, z) . Les cercles S^1 mentionnés précédemment ne sont que les valeurs des harmoniques en fonction de (l, m) définies par les équations (3.20), (3.21) ou 3.22), pour chaque point de la sphère S^2 . En géométrie, ou dans le domaine mathématique de la topologie, la fibration de Hopf décrit la sphère S^3 (sphère à quatre dimensions) en termes de cercles. Spécifiquement, il définit une structure fibrée sur S^3 [104, 105]. L'espace de base est la sphère tridimensionnelle S^2 , le modèle de fibre est un cercle S^1 . Cela signifie en particulier qu'il existe une application p de S^3 à S^2 , de sorte que l'image inverse de chaque point de S^2 est un cercle complexe.

Si la sphère peut être représentée dans un plan réel tridimensionnel, elle ne peut pas

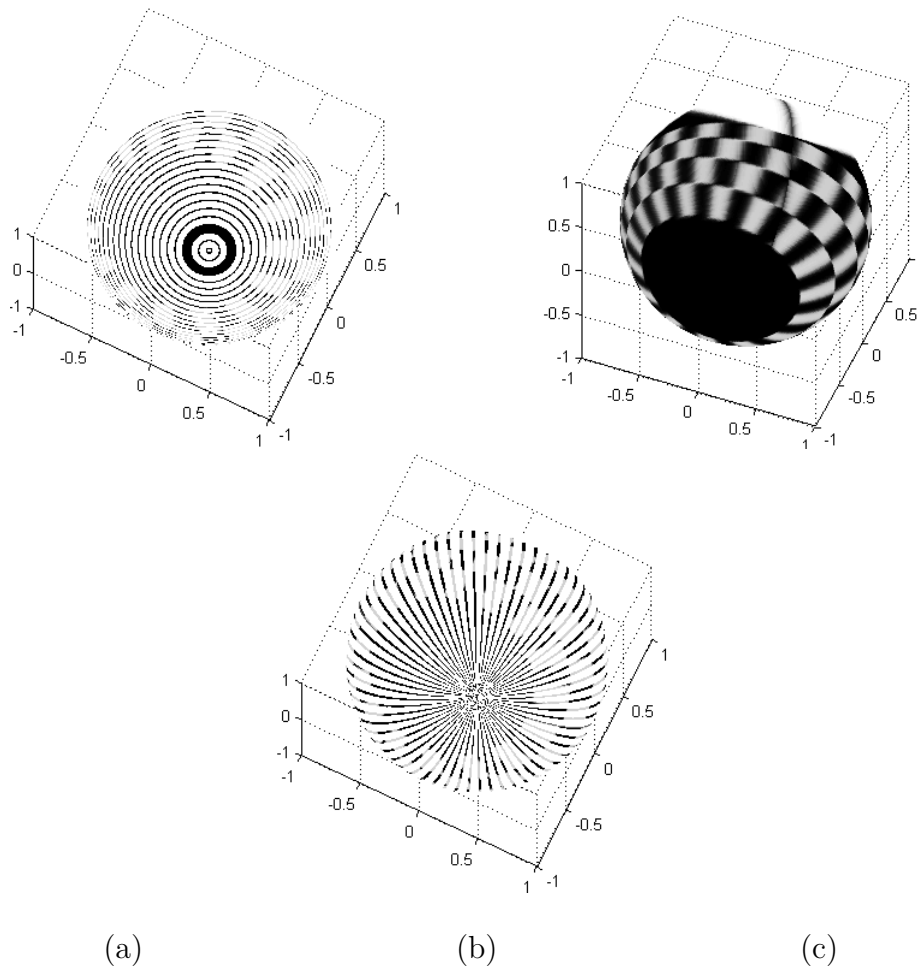


FIGURE 4.10 – Fibration de Hopf

être représentée dans le champ de Fourier. La transformée de Fourier de la sphère est présentée dans un plan complexe bidimensionnel. c'est à dire la sphère à quatre dimensions dans le plan réel.

Soit Ph la sphère définie par :

$$x_1^2 + y_1^2 + x_2^2 + y_2^2 = 1 \quad (4.58)$$

avec $z_1 = x_1 + iy_1$ et $z_2 = x_2 + iy_2$ et (z_1, z_2) dénote les coefficients sphériques de Fourier en fonction de θ et φ .

En effet, la projection de la sphère sur un plan passant par l'origine est un cercle de même centre et de même rayon. Par conséquent, l'image sphérique est seulement

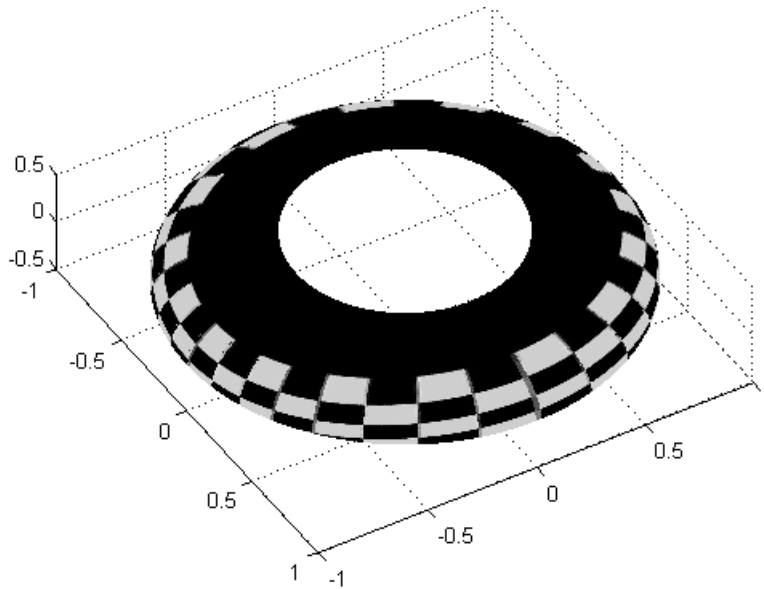


FIGURE 4.11 – Transformation de la sphère en tore

un ensemble de cercles entrelacés dont le rayon est l'unité. La FIGURE 4.10.a montre la fibration de Hopf dans le cas des cercles parallèles. C'est un cas particulier de fibration qui confirme l'existence de deux applications homotopes. Pour le cas de la dilatation, un cercle donné S_1 peut être placé dans l'équateur de S_2 et pour le cas contraire, l'équateur peut être progressivement transformé en un des deux pôles. Malheureusement, le problème rencontré est la discontinuité lors du passage d'un

cercle à un autre adjacent, comme il est clairement montré sur la FIGURE 4.10.b. Ceci est similaire aux effets des bords dans le cas des images ordinaires.

De même pour la fibration de Hopf, en changeant l'orientation des cercles pour qu'ils soient méridiens et entrelacés entre eux comme indiqué dans FIGURE 4.10.c, le problème de discontinuité existe toujours mais pas visible car la projection d'images ne couvre que le partie supérieure de la sphère, c'est-à-dire l'hémisphère. Le point de passage d'un cercle à un autre cercle se fait généralement par le pôle sud. Lorsque l'image couvre toute la sphère, l'application de la déconvolution entraîne la formation d'une tâche noire sur le pôle nord et inversement en changeant les rôles des pôles.

La fibration de Heinz-Hopf offre la possibilité de transformer une sphère donnée en

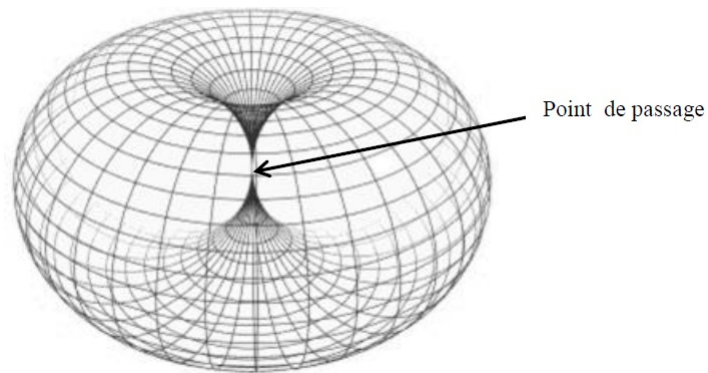


FIGURE 4.12 – Solution de la discontinuité par la transformation en tore

un tore. La FIGURE 4.11 montre la transformation d'une image omnidirectionnelle sphérique en un tore. Autrement dit, nous pouvons considérer que la sphère est semblable à un tore lorsque la distance entre les deux pôles tend vers zéro sans déchirure de sa surface. Par conséquent, l'image sphérique peut être traitée de la même manière dont nous traitons le signal unidimensionnel après être décomposé en cercles $1D$ via la fibration de Hopf. Dans ce cas, le problème de la discontinuité est résolu en fusionnant les deux pôles ensemble de sorte que tous les cercles traversent le point commun (voir FIGURE 4.12).

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé et exploré quelques méthodes dédiées pour le traitement bas niveau des images omnidirectionnelles que nous validerons dans le chapitre suivant. nous vérifierons la fiabilité de ces méthodes à restaurer les images omnidirectionnelles. Le filtre de Wiener, les équations aux dérivées partielles semblent être bien adaptés aux traitements des images omnidirectionnelles (ce qui sera confirmé au chapitre suivant) alors que d'autres méthodes n'ont nul besoin de toutes ces transformations.

Chapitre 5

Validation expérimentale, discussion et étude comparative

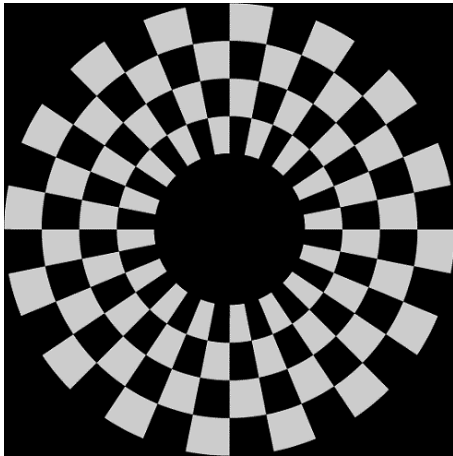
5.1 Introduction

Le but de ce chapitre est de vérifier l'efficacité des méthodes étendues de déconvolution proposées dans ce travail, à s'adapter avec les images omnidirectionnelles. Pour cela, nous utilisons quatre images appropriées, avec plusieurs textures, divers motifs et différentes tailles, pour effectuer nos expériences, comme il est illustré sur la FIGURE 5.1.

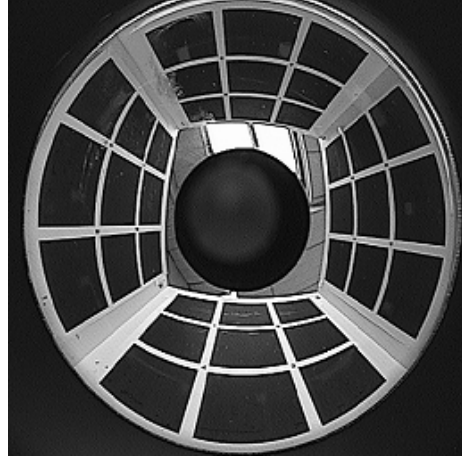
Il est impératif de noter que les images (a : "Mire") et (b : "Fenêtre") dans la FIGURE 5.1, sont des images synthétiques de test, dont la taille de chacune d'elles est respectivement : 480 x 491 et 256 x 256 pixels, initialement utilisées à l'Université de Picardie pour le calibrage des caméras omnidirectionnelles. Ces images sont des échantillons qui présentent une bonne qualité pour effectuer les tests surtout lorsqu'il s'agit de démontrer la rationalité de la préservation des contours.

Les images (c : "Intérieur") et (d : "Extérieur") sont par contre, des images réelles

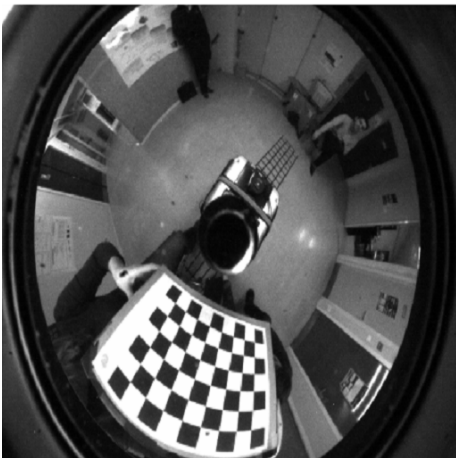
de test, dont les tailles sont 512 x 512 et 1024 x 1024 pixels respectivement. L'image "Intérieur" à niveaux de gris, est prise à l'intérieur d'un laboratoire de recherche et l'image "Extérieur" en couleurs, est acquise à l'extérieur (plein nature [122]), seront exploitées pour vérifier la robustesse et la praticabilité du modèle proposé.



(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 5.1 – Images omnidirectionnelles de test

Les différents algorithmes ont été exécutés sous *Matlab (R2010a)*. Par conséquent, les effets du flou sur les images omnidirectionnelles sont extraits de la boîte à

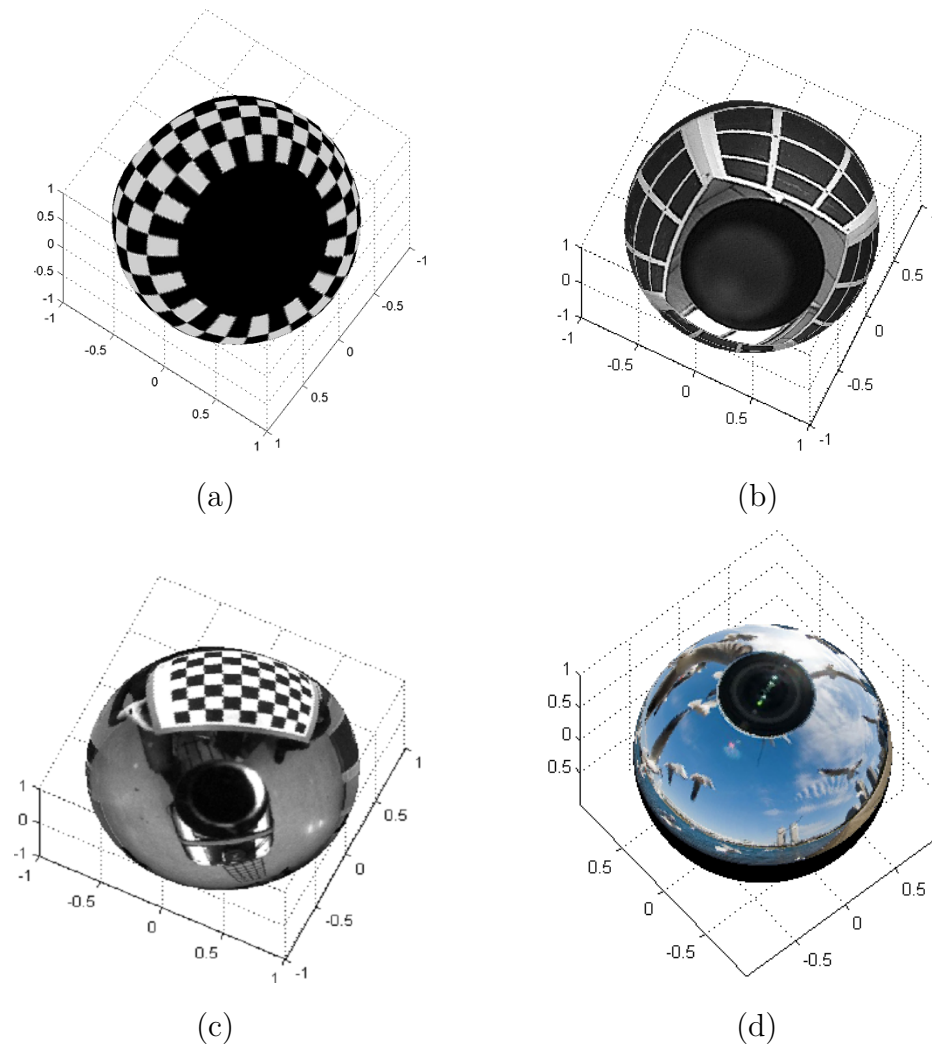


FIGURE 5.2 – Projection sphérique des images omnidirectionnelles de la FIGURE 5.1.

outils de traitement d'images (image processing Toolbox) dans celui-ci. Comme par exemple, les fonctions "imfilter" et "imnoise". En ce qui concerne les images sphériques, les expériences sont mises en œuvre en utilisant la boîte à outils "yawtb" disponible en accès libre au public [115].

Les méthodes proposées prennent en compte plusieurs types de distorsions liées au bruit et au flou pouvant affecter l'image. C'est-à-dire différents noyaux h et divers types de bruit dont les écart-types et les niveaux de dégradation, sont présentés par σ_1 et σ respectivement.

La projection de l' image omnidirectionnelle sur la sphère unité doit être conçue pour réduire autant que possible les défauts qui conduisant aux résultats erronés, à moins que la présence d'un tel défaut ne soit évidente. La FIGURE 5.2 montre les images sphériques obtenues via l'application de la projection stéréographique inverse des images omnidirectionnelles, précédemment montrées dans la FIGURE 5.1, avec différents angles de vue.

En raison de la limitation de nos ressources, la possession des scènes floues et bruitées réelles était une tâche au dessus de nos moyens, alors nous nous contentons de traiter l'image omnidirectionnelle par une *PSF* Gaussienne (flou) suivant le modèle (5.1). Un exemple illustrant ce dernier, est présenté sur la FIGURE 5.3.

$$h(\theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_1^2} \left(\tan\frac{\theta}{2}\right)^2\right) \quad (5.1)$$

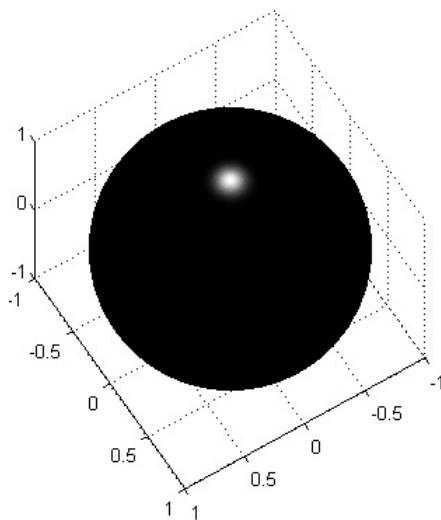


FIGURE 5.3 – Exemple de filtre Gaussien sphérique, $\sigma_1 = 0.005$

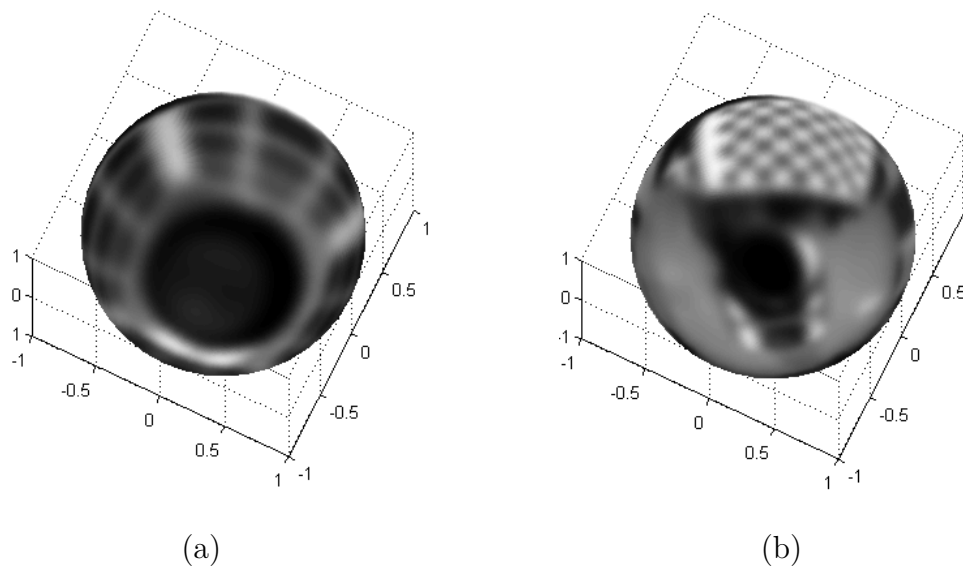
Durant les étapes de toutes les expériences de ce manuscrit, l'image omnidirectionnelle est d'abord projetée sur la sphère unité par projection stéréographique inverse [75, 76, 53, 116] (voir la section 3.4.1). Une fois le traitement terminé, l'image

résultante sera inversée. En d'autres termes, l'image sphérique sera projetée à nouveau sur le plan par la projection stéréographique, afin d'établir des éventuelles évaluations de la qualité des résultats ou des comparaisons significatives.

Les expériences fournissent des étapes claires pour l'image omnidirectionnelle plane et pour l'image sphérique aussi, comme suit :

- D'abord, la méthode traditionnelle (classique) est appliquée directement à l'image omnidirectionnelle. Dans ce cas là, elle est traitée comme une image ordinaire.
- Par ailleurs, la projection stéréographique inverse est appliquée afin d'obtenir une version sphérique de l'image omnidirectionnelle dans le but d'exécuter l'algorithme étendu.
- Après, les harmoniques sphériques sont calculées suivant l'ordre k et le degrés ℓ (convenablement choisis), puis inversées après le lissage par une des méthodes proposées, au domaine spatial. Il est intéressant de noter que la perte d'informations est inversement proportionnelle à l'augmentation de k et de ℓ .
- Finalement, une comparaison sera établie et discutée pour montrer l'amélioration des résultats qu'apporte le traitement sur la sphère. Nous comparons également nos résultats entre eux, et avec plusieurs approches de l'état de l'art citées dans l'introduction.

Dans les travaux utilisés pour la comparaison avec les notre, chaque auteur a utilisé sa propre évaluation en terme de qualité de l'image restaurée. Par conséquent, nous devons évaluer nos résultats de la même manière, et nous utilisons les mêmes règles utilisées dans la littérature et qui sont décrites ci-dessous pour obtenir une comparaison extrêmement précise et objective. Nous avons donc utilisé les critères d'évaluation suivants : Le rapport signal – bruit de crête ($PSNR$), le rapport signal / bruit (SNR), la similarité structurelle ($SSIM$), l'entropie (ENT) et le gradient


 FIGURE 5.4 – Images sphériques floues $\sigma_1 = 0.05$

moyen (average gradient *E.grad*), définis comme suit :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\max_i^2}{MSE} \right) \quad (5.2)$$

\max_i est la valeur maximale possible d'un pixel sur l'image et MSE est l'erreur quadratique moyenne définie en (5.3) où (m, n) correspond à la taille de l'image.

$$MSE = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} [u_0(i, j) - u(i, j)]^2 \quad (5.3)$$

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\|u_0 - \bar{u}\|^2}{\|u_0 - u\|^2} \quad (5.4)$$

\bar{u} est la valeur moyenne de l'intensité de l'image originelle u_0 et u est l'image restaurée [87, 91].

$$SSIM = \frac{(2\mu_{y_m}\mu_u + C_1)(2\sigma_{uy_m} + C_2)}{(\mu_y^2 + \mu_{y_m}^2 + C_1)(\sigma_u^2 + \sigma_{y_m}^2 + C_3)} \quad (5.5)$$

$\mu_u, \mu_{y_m}, \sigma_u, \sigma_{y_m}$ et σ_{uy_m} sont : la moyenne locale, l'écart-type, alors que C_1, C_2 et $C_3 = C_2/2$ sont respectivement les constantes de régularisation de la luminance, du

contraste et de la structure, des images u et y_m [117].

$$ENT = - \sum_{\kappa=0}^{255} P(\kappa) \log_2 P(\kappa) \quad (5.6)$$

$P(\kappa)$ signifie la probabilité de la valeur du niveau de gris du pixel κ dans l'image [118].

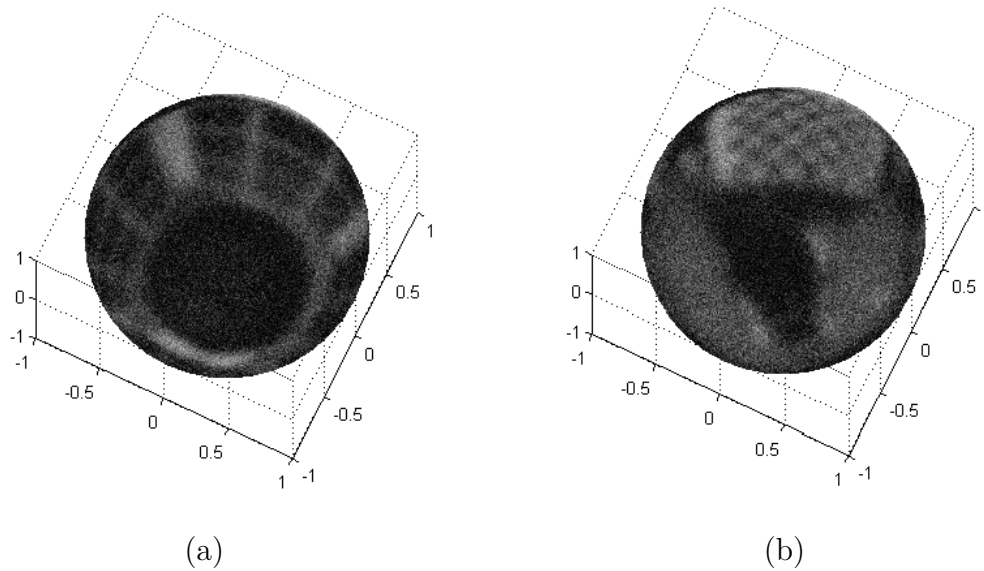
$$E.grad = \frac{1}{(m-1)(n-1)} \times \sum_{x=1}^{m-1} \sum_{z=1}^{n-1} \sqrt{\frac{\left[\frac{\partial u(x,z)}{\partial x}\right]^2 + \left[\frac{\partial u(x,z)}{\partial z}\right]^2}{2}} \quad (5.7)$$

x, z sont les directions horizontales et verticales tandis que $u(x, z)$ est la valeur du pixel à la position (x, z) . Lorsqu'il s'agit de l'image omnidirectionnelle, (x, z) coïncident avec (θ, φ) .

Pour effectuer nos expériences et vérifier la performance de chaque filtre vis à vis les images sphériques, nous effectuons une convolution des images omnidirectionnelles originelles "Fenêtre" et "Intérieur" avec un filtre supposé indésirable passe-bas en utilisant la fonction pré-définie "imflou", pour avoir les images floues. Ensuite nous ajoutons un bruit Gaussien. Le niveau de dégradation sera indiqué au fur et à mesure de chaque expérience.

À ce moment là, deux chemins seront suivis séparément, l'un des deux est le traitement classique où on considère l'image omnidirectionnelle comme image ordinaire et l'autre adoptera la déconvolution sphérique. La FIGURE 5.4 montre un exemple de projection stéréographique inverse d'images omnidirectionnelles floues et la FIGURE 5.5 représente des images dégradées (flou+bruit).

Dans ce qui suit, nous implémentons trois principales expériences. D'abord, nous effectuons la première qui nécessite la *SFT* durant le déroulement de sa totalité. Cette manipulation se résume dans la restauration par filtre de Wiener que nous explorons en détail dans la section suivante (5.2), la section (5.3) détaillera les résultats de la déconvolution par les équations aux dérivées partielles qui utilise la

FIGURE 5.5 – Images dégradées (flou + bruit) $\sigma_1 = 0.05$ et $\sigma = 0.5$

SFT dans une partie de l'algorithme, et la quatrième (5.4) est dédiée pour la déconvolution par la théorie de la commande optimale qui utilise la *SFT* rien que pour modifier la présentation de l'information sur la sphère (voir les section 4.2, 4.3, 4.4 du chapitre précédent). Et en fin, dans la section 5.4 nous effectuerons une comparaison où nous aborderons quelques algorithmes qui ne nécessitent pas la *SFT* afin d'aboutir à une très importante conclusion.

5.2 Expérience 1

pour vérifier la qualité de la restauration sphérique de Wiener, nous avons préparé nos échantillons qui sont : l'image "Fenêtre" et l'image "Intérieur" par leur soumission à un flou Gaussien additionné à un bruit blanc de telle sorte que le SNR de départ atteint un niveau de 12.18 *dB* et 11.10 *dB* respectivement.

En premier lieu, nous appliquons le filtre ordinaire classique en utilisant le même filtre Gaussien et le modèle connu de la réponse impulsionnelle de Wiener. Nous obtenons alors, les résultats illustrés sur la FIGURE 5.6. La déconvolution semble ap-

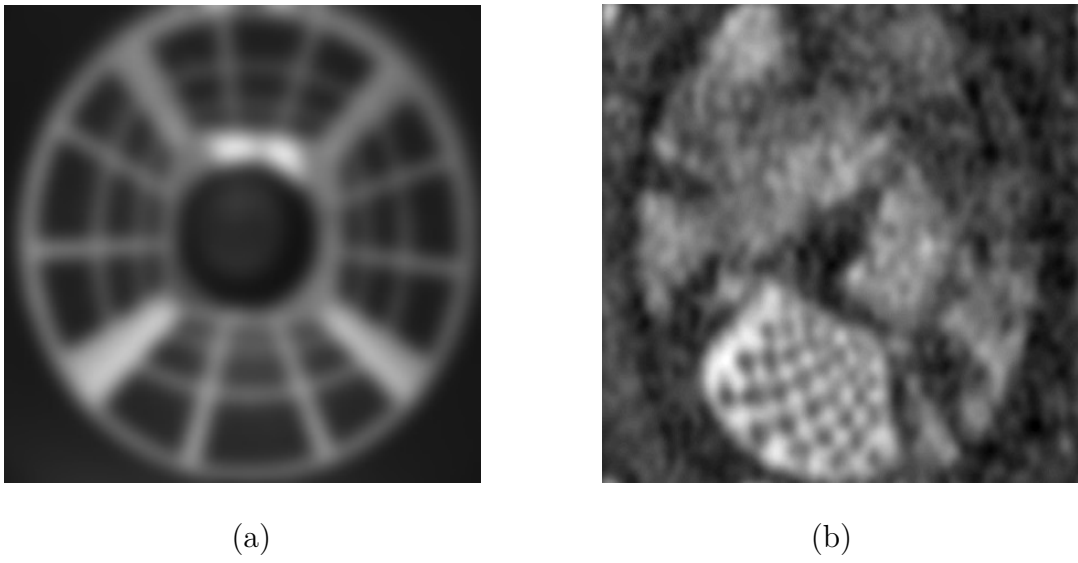


FIGURE 5.6 – Résultats du lissage classique de Wiener : Images restaurées avec un coefficient de filtrage constant $\alpha = 10^{-3}$

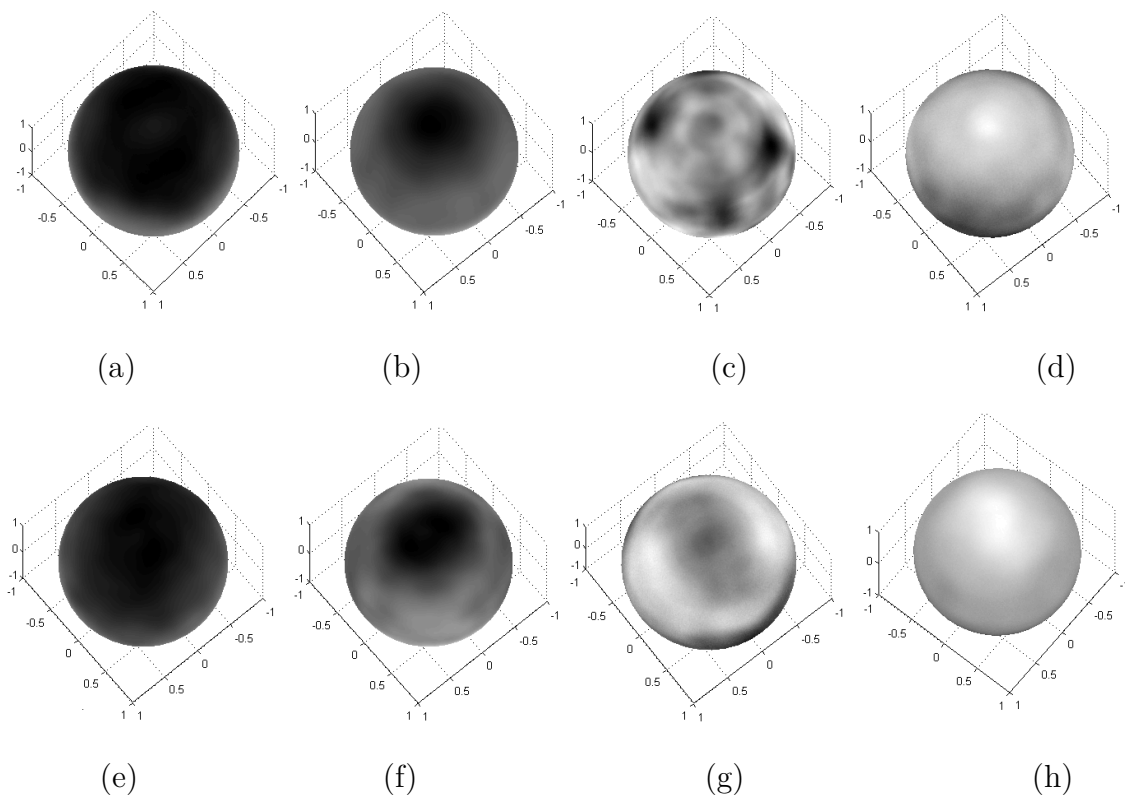


FIGURE 5.7 – Résultats de la déconvolution par filtre de Wiener sphérique

TABLE 5.1 – Évaluation de la qualité de la déconvolution sphérique en terme de SNR et $SSIM$ en fonction du nombre d'itérations

Critère d'évaluation	nombre d'itérations			
	100	120	140	160
SNR	3.26	2.80	1.67	1.34
$SSIM$	0.4921	0.3999	0.2007	0.1457

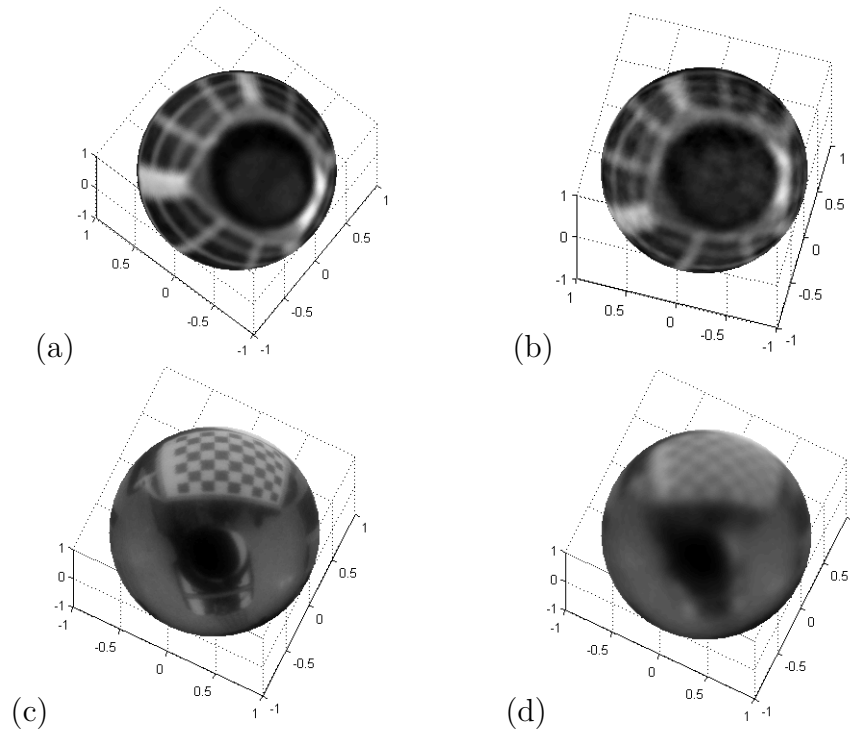


FIGURE 5.8 – Résultats de la déconvolution par filtre de Wiener proposé

porter des dégradations supplémentaires non seulement près du pôle mais sur toute l'image aussi. Les contours sont écrasés en totalité, notamment dans l'image réelle (voir FIGURE 5.6.b). Alors que dans "Fenêtre" le flou s'est aggravé, et cela parce que la réponse impulsionnelle h ne joue pas son rôle convenablement mais elle génère plutôt un supplément de flou.

Après les résultats négatifs présentés dans la FIGURE 5.6 , nous avons procédé à une application du filtre en question après l'application de la projection stéréographique inverse de l'image et de la réponse impulsionnelle, et en augmentant progres-

sivement le nombre d'itérations, nous obtenons les résultats montrés sur la FIGURE 5.7. Les images de la première rangé correspondent aux résultats de l'image "Fenêtre" et celles de la deuxième rangé correspondent aux résultats de l'image "Intérieur". En plus, la TABLE 5.1 résume l'évaluation des résultats en terme de SNR et $SSIM$ des deux images en fonction du nombre d'itérations.

Nous remarquons une diminution rapide et considérable du SNR et de la $SSIM$ quel que soit le nombre d'itérations. Bien au contraire, l'augmentation du nombre d'itérations apporte des déformations supplémentaires aux images restaurées. En d'autres termes, la dégradation ne peut pas être supprimée, car la convolution sphérique est particulièrement spéciale. Cela signifie que la géométrie de l'image et la réponse impulsionnelle doivent être prises en compte, d'une façon plus précise encore.

Pour confirmer encore, la non fiabilité du filtre de Wiener sphérique sur sa version

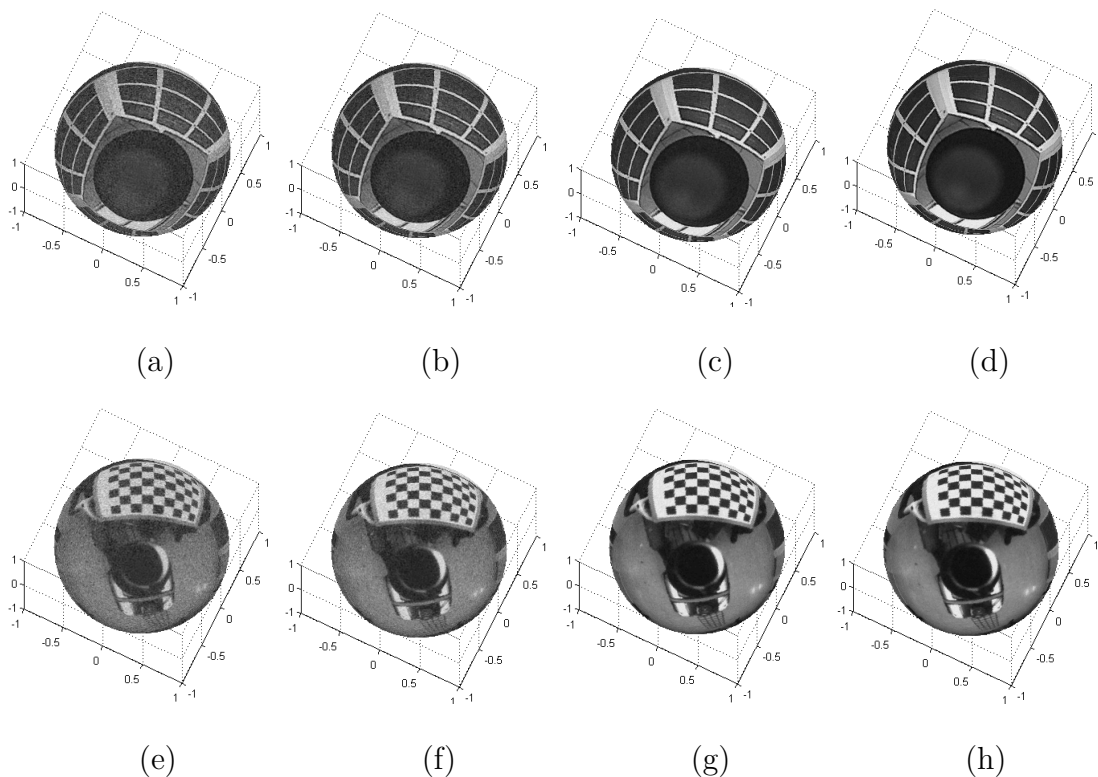


FIGURE 5.9 – Filtre robuste tridimensionnel de Wiener

classique, nous avons aussi effectué des tests de déconvolution dans les cas de divers

TABLE 5.2 – Caractéristiques de la restauration des images omnidirectionnelles

Image Qualité	FIGURE 5.9.a	FIGURE 5.9.b	FIGURE 5.9.c	FIGURE 5.9.d
SNR	13.62	18.80	37.67	24.30
	12.87	17.95	36.83	22.94
nombre d'itérations	06	18	25	42

niveaux de dégradation, en gardant le coefficient de filtrage fixe et vice versa ; un seul niveau de dégradation et des coefficients de filtrage variables.

Dans les deux cas, la restauration était mauvaise et les images apparaissent de plus en plus dégradées quels que soient le nombre d'itérations, la valeur du coefficient de filtrage ou le niveau du bruit.

La FIGURE 5.8 est le résultat de la déconvolution proposée selon l'expression de F_ℓ^0 (4.9) combinée avec l'estimation optimale de u décrite dans l'équation (4.22), après 80 itérations (1^{re} colonne), nous obtenons un SNR de (14.02, 14.44) dB et après 126 itérations (2^{me} colonne), il en résulte un SNR de (16.38, 15.67) dB .

Nous y remarquons que le bruit a été soulevé mais le flou est toujours présent, néanmoins, une petite amélioration qui peut être enregistrée. ce qui nous incite à aller plus loin pour appliquer la régularisation du filtre de Wiener suggérée par Sekko *et al* dans [77].

La technique de régularisation exige l'utilisation de deux paramètres α et β . L'un est utilisé dans le filtrage et l'autre pour la régularisation (voir section 4.2.2). Les images dans la FIGURE 5.9, montrent la bonne adaptation de cette technique à la restauration des images omnidirectionnelles infectées par le flou combiné aux bruits. L'exécution de l'algorithme qui correspond à cette technique conduit à des résultats plus performant que ceux déjà présentés et la stabilité du critère est rapidement obtenue, rien qu'après 25 itérations. Ce qui influe énormément sur le temps d'exécution.

La TABLE 5.2 dévoile la dépendance entre le nombre d'itérations et la qualité de

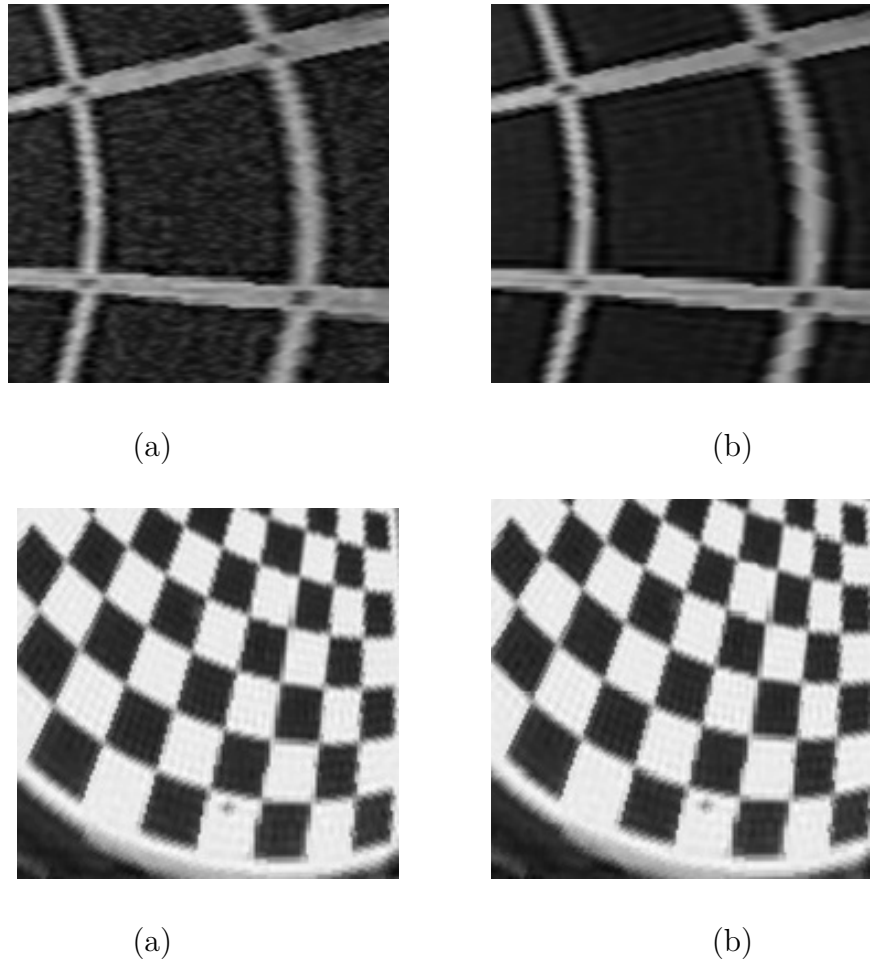


FIGURE 5.10 – Comparaison entre les détails dans les images restaurées avec et sans régularisation

restauration des images de la FIGURE 5.9, où $\alpha = 0,5$ et $\beta = 10^{-5}$. Nous explorons plus loin l'influence de ces deux paramètres sur la qualité de l'image restaurée en terme de SNR .

Pour comparer les deux déconvolutions proposées de Wiener avec et sans régularisation, nous avons jugé nécessaire de soumettre les mêmes images "Fenêtre" et "Intérieur" au même niveau de dégradation : $SNR = (12.18, 11.10)$, et de fixer le nombre d'itérations $iter = 25$, nous obtenons alors, les résultats représentés sur la FIGURE 5.10. Cette dernière montre les détails dans les images restaurées. Bien entendu, la déconvolution avec régularisation donne le meilleur résultat.

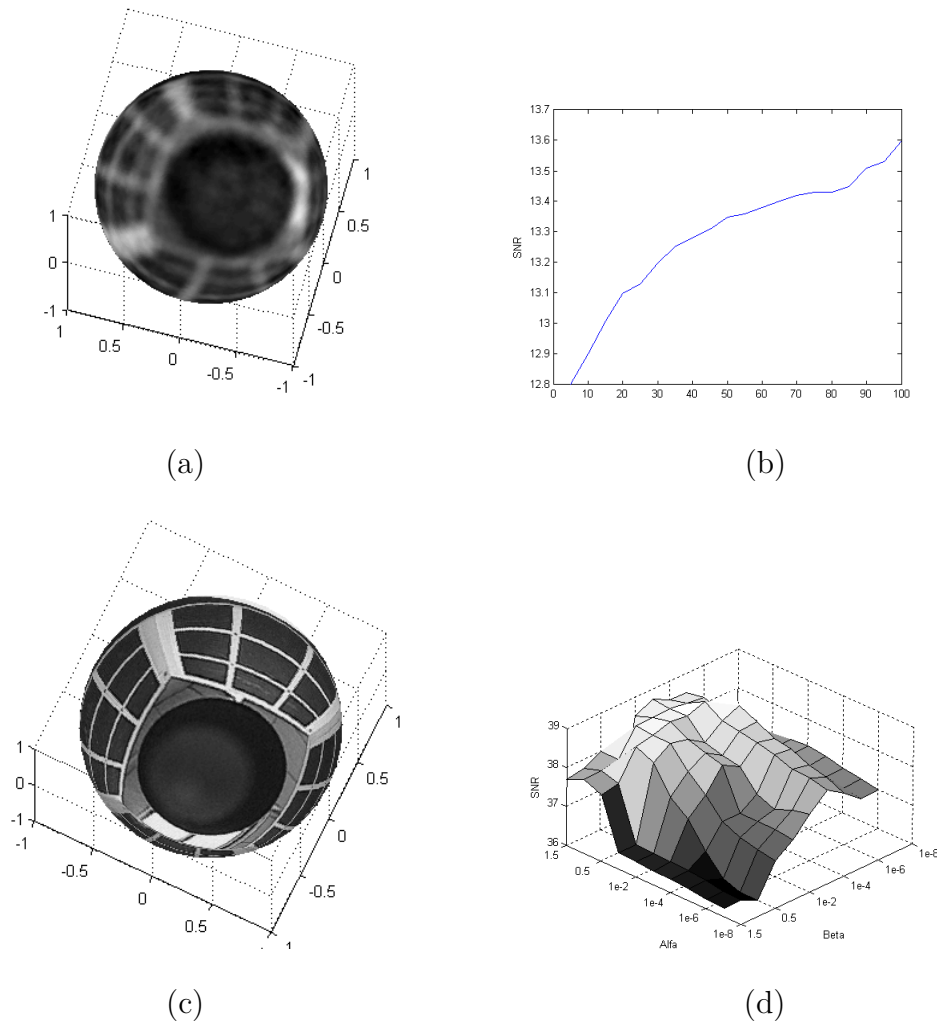


FIGURE 5.11 – Comparaison entre les différents algorithmes de déconvolution appliqués

En outre, lorsque $\alpha = 0$, il s'agit d'un processus d'inversion et que rien ne se produit (division par zéro), tandis que si $\beta = 0$ c'est un processus de filtrage seulement, donc une mauvaise qualité de l'image restaurée sera obtenue.

Pour déterminer les paramètres les plus adéquats (α , β) de déconvolution pour chaque approche étudiée, nous avons répété l'exécution de la même procédure de restauration de l'image dégradée "Fenêtre" avec 12.18 dB de SNR pour les deux filtres, 100 fois avec le même nombre d'itérations, puis nous calculons le nouveau

SNR à la fin de la vingt-cinquième itération (la 25^{me} itération est celle qui correspond à la meilleure déconvolution pour la méthode du filtre régularisé).

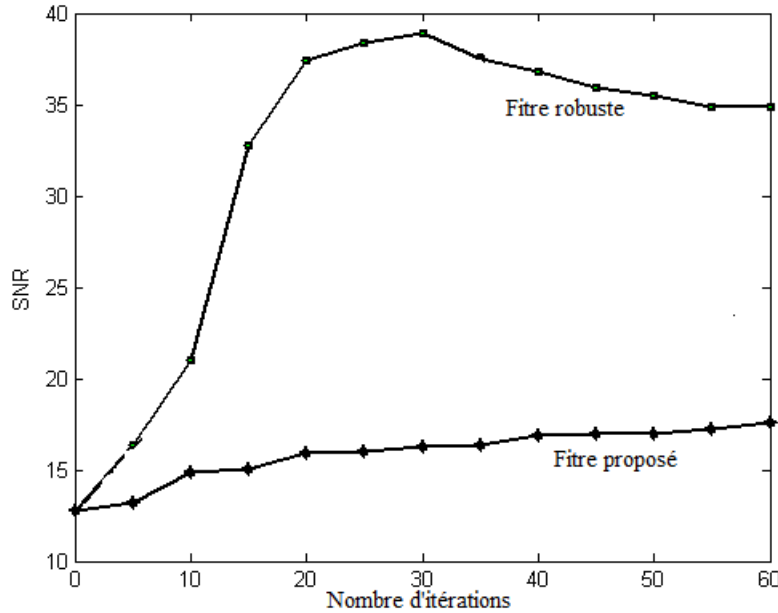


FIGURE 5.12 – Évolution du SNR suivant le nombre d'itérations pour chaque approche

Dans la première méthode nous avons fait varier le paramètre α de 0.0005 à 0.05 avec un pas de 0.0005, nous avons remarqué alors que la qualité de l'image n'est pas vraiment bonne (voir FIGURE 5.11.a), et les changements apportés à l'image d'un pas à un autre, ne sont pas vraiment visibles, ainsi que l'évolution du SNR en fonction de ce paramètre aussi. Dans la FIGURE 5.11.b, le pic du SNR est 13.5 dB lorsque le paramètre est $\alpha = 0.045$.

La deuxième méthode nécessite deux paramètres α et β , pour cela nous présentons l'évolution du SNR sur une surface, sur l'un des axes les valeurs de α et sur l'autre les valeurs de β , qui sont : 10^{-8} , 10^{-7} , 10^{-6} , 10^{-5} , 10^{-4} , 10^{-3} , 10^{-2} , 10^{-1} , 0, 5 et 1, 5, de part et d'autre. Nous avons remarqué que la surface FIGURE 5.11.d) n'avait pas une forme connue, mais nous pouvons extraire parmi les pics, le meilleur SNR qui correspond à la meilleure estimation de l'image originelle. Il s'agit de $(\alpha, \beta) = (10^{-1}, 10^{-5})$.

La qualité de l'image restaurée avec la deuxième approche (voir FIGURE 5.11.c) est incomparable avec la première (voir FIGURE 5.11.a) ni d'ailleurs avec les autres cas précédents et son SNR le prouve. On constate aussi que la qualité de la restauration augmente avec l'augmentation du facteur de filtrage et plus le facteur de régularisation est faible, plus on récupère les détails les plus fins de l'image et de ses textures. Le facteur de régularisation a un petit effet sur la qualité de l'image obtenue car il est utilisé pour contourner le problème mal posé et intervient dans la correction des hautes fréquences gommées par le flou, tandis que le coefficient de filtrage a un effet important sur le lissage de l'image.

Les graphes sur FIGURE 5.12 montrent l'évolution du SNR suivant le nombre d'itérations pour chaque approche. Nous remarquons bien que le filtre régularisé atteint vite le but (25 itérations seulement) ce qui influe énormément sur le temps de calcul.

5.3 Expérience 2

Le but de cette section est de vérifier l'efficacité de la méthode de déconvolution par la double minimisation alternée de la variance totale étendue à la sphère, pour traiter les images omnidirectionnelles (voir la section 4.3 du chapitre précédent et l'article [92]).

Ainsi, pour illustrer les performances de cette technique de restauration proposée pour soulever le flou et le bruit, nous appliquons d'abord l'algorithme omni-TV (voir 4.3.2), sur les images synthétiques. Nous donnons aussi des exemples de scènes virtuelles afin de montrer la rationalité et la différence concernant la préservation des contours, entre les deux méthodes utilisées dans cette section : isotrope-omni-TV et anisotrope-omni-TV, des deux images de synthèse "Mire" et "Fenêtre".

Les essais montrent plusieurs tendances intéressantes. Les résultats obtenus par

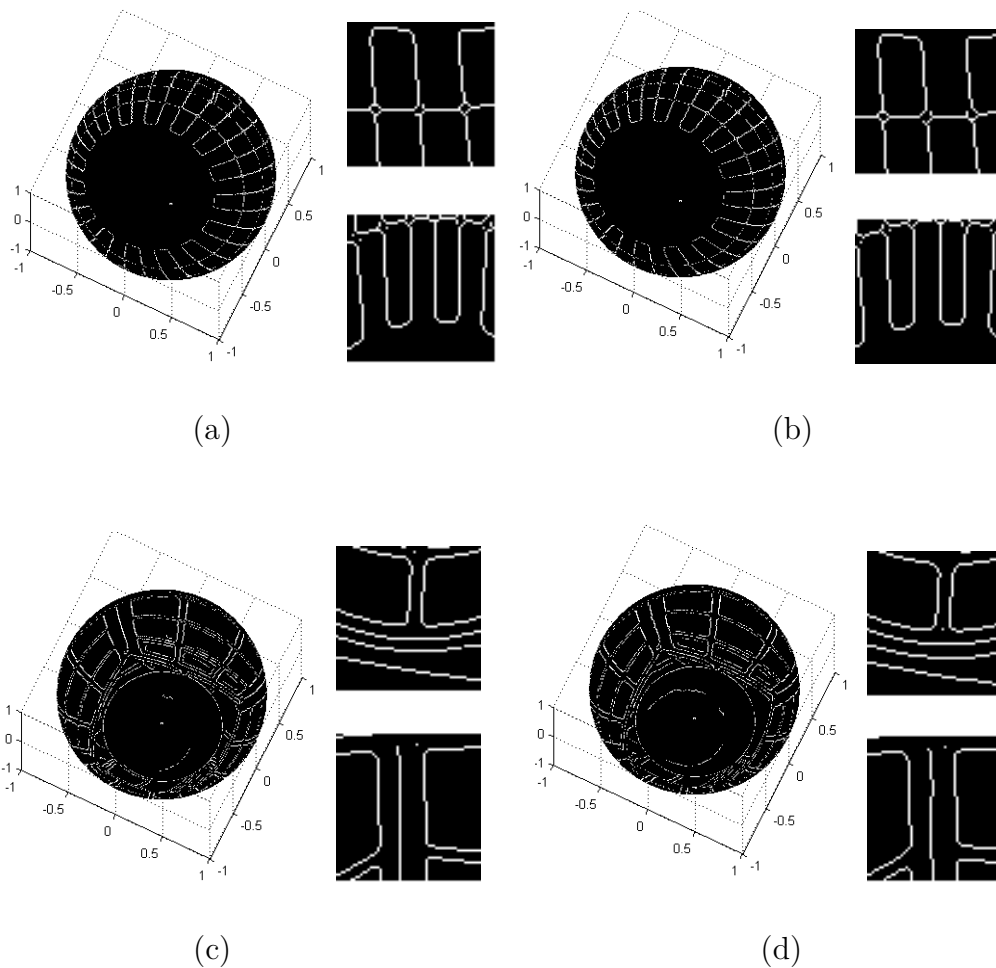


FIGURE 5.13 – Préservation des contours dans les images synthétiques restaurées

le calcul de la déconvolution montrent la puissance de la méthode en question à soulever les bruits de fond. En effet, en examinant les détails des contours (voir FIGURE 5.13), nous constatons que le processus permet d'atteindre une préservation acceptable des contours près et loin du pôle de l'image sphérique, ainsi que la fiabilité de la récupération des fréquences hautes ou basses détruites par le flou, même en tenant compte du niveau élevé de distorsion.

La qualité visuelle des contours reconstruits dans les images est illustrée dans la FIGURE 5.13. Ces images de contour sont obtenues par : l'application du filtre de Canny. En haut, une vue rapprochée près du pôle et celle du bas est une portion prise

à la périphérie. Le cas isotrope est présenté par les parties (a) et (c) de la FIGURE 5.13., alors que les parties (b) et (d) de la même FIGURE montrent les résultats de la déconvolution anisotrope. Ces images synthétiques ont été artificiellement brouillées par l'application d'une *PSF* sphérique Gaussienne dont l'expression est définie dans l'équation (1.1), ajoutée à un bruit Gaussien, de sorte que le niveau de dégradation soit de 9 *dB* dans le premier cas et de 10.2 *dB* dans le second.

La projection stéréographique inverse sur la sphère unité nécessite un nouvel échantillonnage libre selon θ et φ indépendant de la taille initiale de l'image plane. Cette opération offre l'occasion d'améliorer la qualité de la reconstruction. La FIGURE 5.14 montre l'évolution de la qualité des images synthétiques "Mire" (FIGURE 5.14.a) et "Interieur" (FIGURE 5.14.b), en terme de *SNR*, *PSNR* et *MSE*, selon la grille d'échantillonnage sur la sphère. Autrement dit, la taille de l'image en terme de coordonnées polaires (θ , φ). Dans les FIGURES 5.14. (a,b), des preuves qui montrent clairement que la qualité de reconstruction de l'image sphérique a été améliorée au fur et à mesure que le taux d'échantillonnage diminue (augmentation de la taille de l'image) sur la sphère.

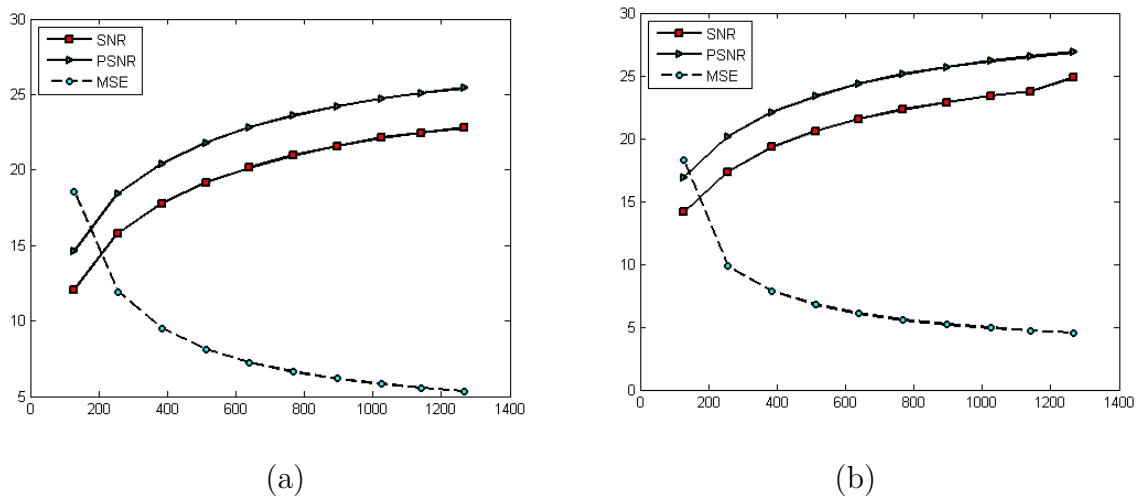


FIGURE 5.14 – Évolution de la qualité de l'image restaurée selon sa taille

Il est nécessaire de bien choisir les paramètres de l'expérience. Évidemment, la

qualité de l'image restaurée dépend essentiellement du choix des paramètres λ et μ . Le paramètre de régularisation λ contrôle la distance entre l'image originelle et celle mesurée y_m . Si sa valeur est trop basse, l'image peut perdre ses détails les plus fins. Cependant, si elle est trop élevée, la régularisation jouera le rôle d'une source de bruits supplémentaires, c'est-à-dire que l'image sera noyée dans un bruit plus fort que celui du départ.

Dans la littérature, la valeur λ est souvent égale à $0.05/\sigma^2$, où σ est l'écart type du bruit, mais dans notre cas, l'intervalle qui contient λ est plus large $[0.05/\sigma^2, 0.05/10^{-12}]$, afin de soulever autant que possible l'effet de tout type de bruit, car notre but le plus important dans le processus de la déconvolution est d'atteindre un niveau acceptable en terme de qualité visuelle et un SNR le plus élevé possible. En réalité, la valeur de λ doit être inversement proportionnelle à la variance du bruit σ^2 et sa valeur exacte dépend des conditions d'acquisition de l'image en question.

En pratique, la valeur de μ ne peut pas être trop petite pour éviter toute violation excessive. Par conséquent, elle doit être choisie de manière à avoir une vitesse de convergence adéquate. Ceci est réalisé en augmentant progressivement la valeur de μ jusqu'au niveau souhaité. La FIGURE 5.15 montre clairement l'évolution de la qualité

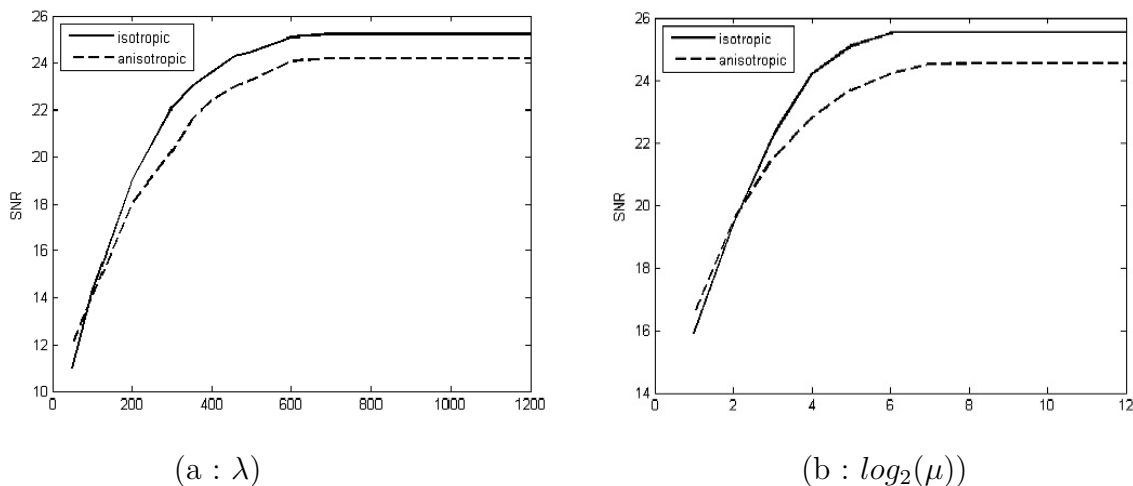


FIGURE 5.15 – Évolution du SNR en fonction de λ et μ pendant la déconvolution de l'image "Mire"

de l'image restaurée selon les deux paramètres λ et μ sans prendre en considération la tolérance d'arrêt (les valeurs de λ et μ imposées initialement forcent l'arrêt du programme). Ces deux paramètres doivent être choisis très délicatement pour que les conditions de minimisation du critère $J(u)$ restent valables. Le choix de λ agit fortement sur la valeur de μ qui doit être très élevée.

1. Pour un $\mu = 2^{10}$ fixe, nous mesurons la qualité de restauration des images "Fenêtre" et "Intérieur", en termes de SNR et MSE pour différentes valeurs de λ , en commençant par $\lambda = 50$, sachant que l'écart type du bruit est $\sigma = 4.10^{-3}$, de sorte que le niveau de dégradation soit 9 dB .

Dans le cas isotrope (voir FIGURE 5.15.a, ligne continue), la convergence est obtenue pour $\lambda = 7.10^2$, un $SNR = 25.21 \text{ dB}$ et une valeur de $MSE = 0.0628$. En revanche, dans le cas anisotrope (FIGURE 5.15.a, ligne interrompue) et pour les mêmes paramètres de l'expérience, la convergence est vérifiée lorsque le SNR atteint la valeur 24.21 dB , $MSE = 0.0417$ et la valeur de $\lambda = 6.10^2$.

2. Pour les valeurs $\lambda(iso, aniso) = (7.10^2, 6.10^2)$, choisies dans l'expérience précédente, nous mesurons également la qualité de l'image restaurée en exécutant l'algorithme et en tenant compte de $\mu_0 = 1$ et $\mu_{max} = 2^{12}$. Nous obtenons les valeurs présentées dans la FIGURE 5.15.b. La convergence dans ces deux cas est obtenue pour la valeur de $\mu = 2^8$, avec à peu près les mêmes valeurs du SNR et MSE de l'expérience précédente dans les deux cas.

Les résultats obtenus de ces deux expériences confirment la formulation précédente.

En outre, pour valider l'efficacité de l'approche proposée de déconvolution omnidirectionnelle, des expériences sur différents types de contaminations sont menées (voir FIGURE 5.16). La première image omnidirectionnelle de gauche, est dégradée par un noyau Gaussien dont l'écart type est $\sigma_1 = 0.5$ et un bruit Gaussien de $\sigma = 2.10^{-2}$, ce qui donne un $SNR = 12,6 \text{ dB}$. La deuxième à droite, est dégradée par un flou bougé linéaire de 21 pixels dans la direction de θ et un angle de $\frac{3\pi}{4}$ radians dans le sens inverse des aiguilles d'une montre ajoutés à un bruit sel et poivre (bruit impul-

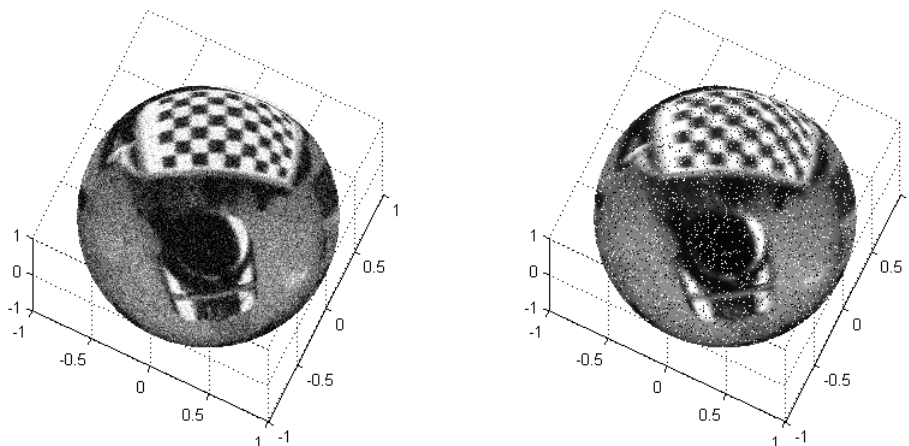


FIGURE 5.16 – Images floues et bruitées

sionnel) avec un taux de contamination de l'image de 10%. À ce moment là, nous aboutissons à un $SNR = 11.8 \text{ dB}$.

La FIGURE 5.17 illustre les résultats de la restauration isotrope, alors que La FIGURE 5.18 représente la deconvolution anisotrope.

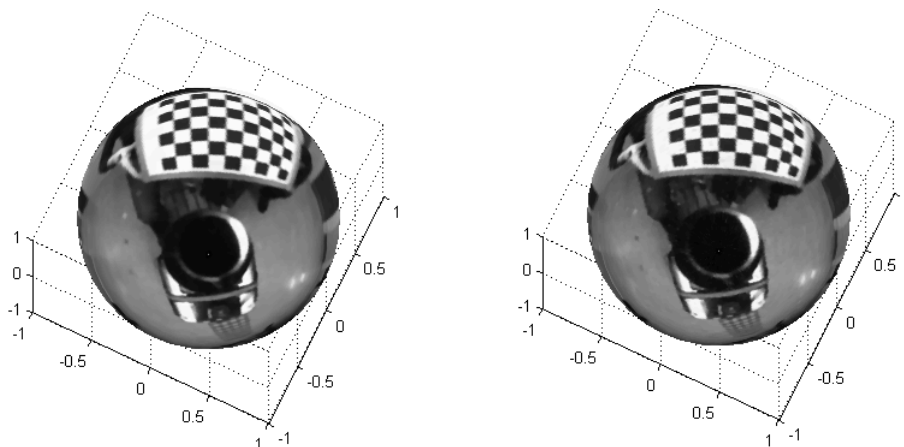


FIGURE 5.17 – Qualité visuelle de la déconvolution isotrope

Comme le montrent les figures précédentes, les résultats dans le cas de la déconvolution isotrope sont légèrement plus élevés que ceux de la déconvolution anisotrope. Le reste des résultats de cette expérience sont résumés dans la TABLE 5.3 (première ligne : cas isotrope, deuxième ligne : cas anisotrope).

En dépit des mêmes conditions de l'expérience, la convergence du deuxième

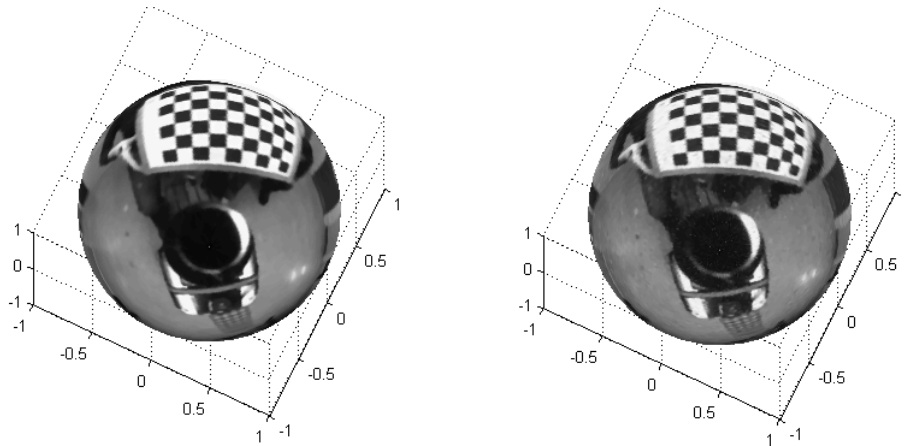
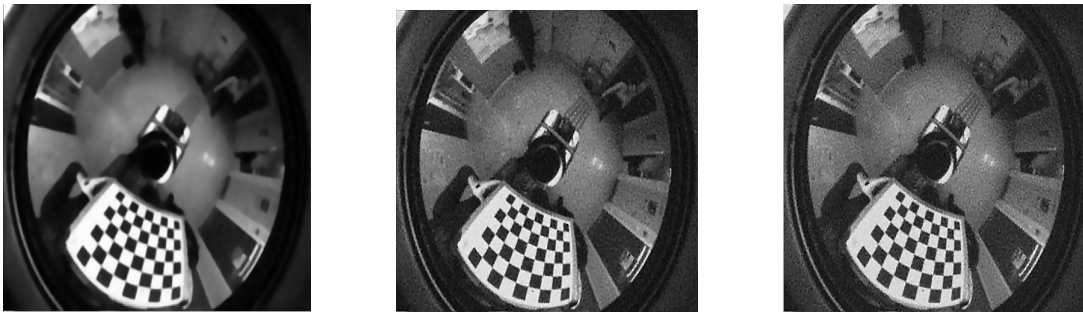


FIGURE 5.18 – Qualité visuelle de la déconvolution anisotrope

TABLE 5.3 – Comparaison entre SNR , nombre d'itérations, λ et le temps d'exécution pour des différents types de dégradation, (F : flou, B : bruit)

Types de dégradation	SNR	N^{bre} d'itérations	λ	Temps(s)
F. Gaussien & B. Gaussien	26.1	17	700	9.9
	25.9	17	750	11.1
F. mouvement & B. impulsif	25.3	13	70	8.3
	24.6	13	70	11.3



(a)

(b)

(c)

FIGURE 5.19 – Résultats de la deconvolution par TV classique

cas mentionné dans la TABLE 5.3, prend beaucoup de temps et la qualité des images obtenues n'est pas aussi bonne par rapport au premier cas. En outre, le filtre devient plus robuste lorsqu'il s'agit d'un flou Gaussien et un bruit Gaussien par rapport aux autres effets tels que le flou bougé et le bruit : sel et poivre.

Pour comparer davantage les résultats obtenus et montrer l'avantage conféré par l'application de cette nouvelle méthode avec la classique, nous les appliquons séparément aux images sphériques et omnidirectionnelles respectivement, avec le même niveau de contamination.

La FIGURE 5.19 montre les résultats de la déconvolution lors de l'application de la procédure d'une manière ordinaire (classique) : L'image originelle a été altérée par un flou Gaussien ajouté à un bruit Gaussien aussi (imfilter-imnoise), tel que le niveau de dégradation atteint 12,27 dB (pour avoir autant que possible le même niveau de contamination que dans l'expérience précédente).

Pour différentes valeurs de $\lambda = [5 \ 70 \ 100]$, il en résulte les images [(a) (b) (c)] avec de faibles valeurs de $SNR = [17.8 \ 19.4 \ 18.4]$ sans aucune convergence au niveau du SNR comparés au cas de déconvolution sur la sphère (voir FIGURE 5.19, pour une éventuelle comparaison avec les FIGURES 5.17 et 5.18).

Nous comparons également la vitesse de calcul de chaque méthode dans les mêmes conditions de l'expérience précédente et bien entendu pour la même taille d'image. Les temps de calcul à différents niveaux de bruit sont indiqués dans la TABLE 5.4, où le niveau de contamination est σ et $\lambda = 0.05/\sigma^2$ restent constants pour chaque expérience. Parce que le but est de comparer le temps requis pour la convergence et non l'évaluation de la qualité de la déconvolution de l'image qui sort du cadre de cette expérience.

L'application des harmonique sphériques aux images sphériques offre une souplesse de calcul et une réduction de la taille de la mémoire requise, c'est pourquoi le temps de calcul durant le traitement proposé est inférieur à celui de la méthode classique, comme le montre La TABLE 5.4.

Pour vérifier encore plus, la robustesse de l'approche proposée, nous testons l'algorithme sur des images omnidirectionnelles sphériques à différents niveaux de dégradation. La TABLE 5.5 présente les évaluations des images résultantes et fournit des détails sur le SNR ainsi que sur le $SSIM$ à différents niveaux de bruit. Comme il

TABLE 5.4 – Comparaison entre les vitesses de convergence pour des images synthétiques et réelles à différents niveaux de bruit

σ	λ	I.synt (FIGURE 5.1. a)		I. In. (FIGURE 5.1. c)	
		TV-Classique	TV-Omni.	TV-Classique	TV-Omni.
10^{-2}	500	4.508	2.786	4.050	2.789
5.10^{-3}	5.10^4	3.775	2.068	3.902	2.343
10^{-3}	10^4	3.089	2.281	2.924	2.196

I.synt, I. In., TV-Classique et TV-Omni. désignent image synthétique, image "Intérieur", variation totale classique, variation totale sphérique proposée. En gras résultats de la méthode proposée.

Il est indiqué, il existe une différence significative et remarquable entre les deux types d'images. Les résultats montrent que l'évaluation devient plus significative pour les images réelles, car leurs tailles sont plus importantes.

Le lecteur peut consulter les résultats précédents sur les figures et dans les tableaux, pour qu'il puisse distinguer que les deux méthodes; classique et proposée peuvent restaurer des images dans les cas anisotropes ou isotropes, avec une différence au niveau de la qualité plus ou moins significative. Mais elles ne sont pas tout à fait en opposition l'une à l'autre. Ce qui nous intéresse le plus, c'est de voir l'effet de l'algorithme de cette déconvolution sur les contours, en particulier au centre de l'image omnidirectionnelle et près du pôle de l'image sphérique, ce qui explique les différences entre les valeurs d'évaluation et le gain en qualité d'image en appliquant la nouvelle méthode et ce qui est confirmée par la FIGURE 5.20.

Les graphes de la FIGURE 5.20.a représentent le profil de 500 pixels pris du centre de l'image omnidirectionnelle synthétique "Mire". Tandis que la FIGURE 5.20.b est le profil des mêmes pixels projetés sur la sphère.

En consultant ces graphes, nous pouvons voir la correction des anamorphoses fournie par la projection stéréographique inverse. Les lignes deviennent régulières et la déconvolution au niveau des pixels est excellente comparée aux pixels reconstruits dans le traitement classique

TABLE 5.5 – Comparaison entre déconvolutions : classique et proposée des images réelles et synthétiques à différents niveaux de bruit sur des images réelles et synthétiques

Images	Niv(σ)	TV–Omni.		TV–Classique	
		Deconv–ani.	Deconv–iso.	Deconv–ani.	Deconv–iso.
I.synt. (FIGURE 5.1.a)	1×10^{-3}	18.60 .9999	18.50 .9998	10.40 .9993	10.70 .9994
	5×10^{-3}	16.90 .9998	15.70 .9995	10.30 .9993	10.50 .9994
	1×10^{-2}	16.20 .9994	16.10 .9990	10.20 .9991	10.40 .9993
	2×10^{-2}	15.60 .9995	15.40 .9990	9.90 .9990	10.10 .9991
I.synt. (FIGURE 5.1.b)	1×10^{-3}	22.07 .9998	22.00 .9997	8.40 .9995	8.50 .9996
	5×10^{-3}	20.20 .9999	20.20 .9994	8.40 .9995	8.50 .9995
	1×10^{-2}	15.60 .9995	15.60 .9995	8.40 .9994	8.50 .9995
	2×10^{-2}	13.90 .9991	13.90 .9991	8.30 .9994	8.40 .9995
I. In. (FIGURE 5.1.c)	1×10^{-3}	24.60 1.000	24.50 1.000	17.80 .9999	18.22 .9999
	5×10^{-3}	22.80 .9999	22.70 .9999	17.60 .9999	18.00 .9999
	1×10^{-2}	21.70 .9999	21.60 .9999	17.30 .9999	17.70 .9999
	2×10^{-2}	20.40 .9998	20.30 .9998	16.80 .9999	17.14 .9999
I. Ex. (FIGURE 5.1.d)	1×10^{-3}	24.80 1.000	24.70 1.000	17.00 .9999	17.30 .9999
	5×10^{-3}	23.20 .9999	23.20 .9999	16.80 .9999	17.00 .9999
	1×10^{-2}	22.30 .9999	22.20 .9999	16.50 .9999	16.80 .9999
	2×10^{-2}	21.00 .9999	20.90 .9997	16.00 .9998	14.80 .9996

Niv, Deconv–ani, Deconv–iso et I. Ex. désignent niveau de dégradation, déconvolution anisotrope, déconvolution isotrope et Image "Extérieur". La première ligne représente le *SNR* et la seconde le *SSIM*.

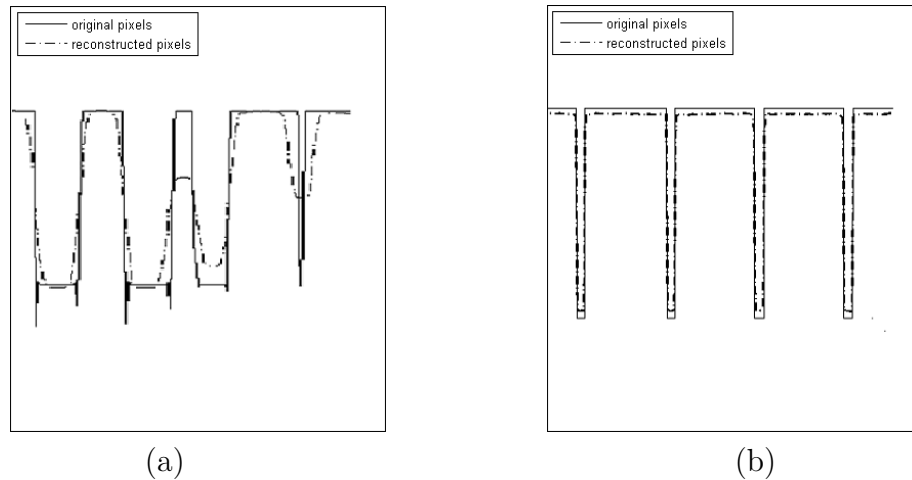


FIGURE 5.20 – Profil de 500 pixels avant et après déconvolution

5.4 Expérience 3

Dans cette section nous allons vérifier l'efficacité de la méthode de la théorie du contrôle (voir chapitre précédent, section 4.4), à restaurer les images dégradées. Par la suite, et, en plus des images omnidirectionnelles de la FIGURE 5.1, nous utilisons aussi l'image camera-man de "Matlab" FIGURE 4.8.a et des images radiologiques : à niveaux de gris (FIGURE 5.22.a) et en couleurs (FIGURE 5.30.a).

Les résultats de calcul, obtenus par cette déconvolution optimale, montrent l'efficacité à soulever des bruits de fond, la préservation acceptable des contours à la périphérie et au centre de l'image omnidirectionnelle et la fiabilité de la récupération des hautes ou basses fréquences perdues par le flou, même s'il s'agit d'un niveau élevé de distorsion.

Les images de contours reconstruites, en utilisant le filtre de Canny, et leurs vues rapprochées sont illustrées à la FIGURE 5.21. La vue rapprochée (la FIGURE 5.21.d), en haut, est une portion des contours près du pôle, tandis que celle du bas est un fragment de détail loin du pôle de l'image "Mire".

Les images, plane et omnidirectionnelle présentent une très bonne qualité visuelle. Les vues rapprochées montrent que la plupart des contours principaux sont détectés et que la majorité des détails ont été correctement restaurés, voire les plus minces.

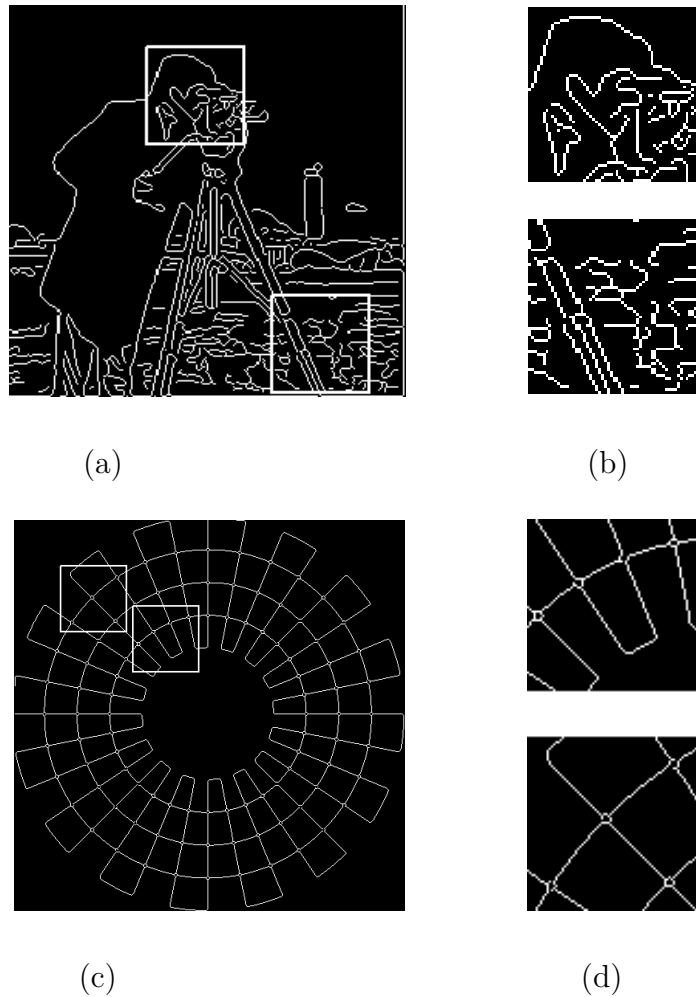


FIGURE 5.21 – Préservation des contours dans les images restaurées

Jusqu'à présent et pour les signaux $1D$ (voir exemple de déconvolution $1D$ du chapitre précédent sur la FIGURE 4.7), $2D$ et $3D$ précédemment restaurés, tous les paramètres de la réponse impulsionnelle étaient connus et l'algorithme était exécuté autour des valeurs nominales car la plage de confiance était initialement définie. Cependant, dans ce qui suit, nous supposons que les paramètres sont modifiés dans le temps et que nous avons perdu toutes les informations a priori concernant le système qui a modifié les données en raison de divers effets de flou et de bruit qui peuvent s'ajouter à n'importe quel moment durant le stockage de l'image, citons à titre d'exemple le vieillissement des banques d'images et les systèmes qui nous paraissaient parfaits dans le temps ne le sont plus à présent. Par conséquent, leurs

défauts deviennent apparents.

Le filtre, décrit dans cette section, utilisé pour la déconvolution, est totalement indépendant des types de distorsion (bruit et flou). Il n'a nul besoin de connaissances ni de justifications sur la source de la dégradation. L'idée principale pour atteindre notre objectif est la recherche de l'intervalle le plus court contenant les paramètres nominaux, c'est-à-dire la valeur minimale de J_1 , équation (4.47) possible que nous pourrions avoir.

Toutes les perturbations sont modélisées par une fonction de transfert telle que définie dans l'équation (4.53) avec des paramètres variables. Ces derniers sont utilisés dans le calcul de la matrice d'état, voir l'équation (4.51). Tout d'abord, cette matrice est prise d'une façon aléatoire. Ensuite, l'algorithme de Fibonacci [107] estime l'intervalle de confiance dans lequel les paramètres nominaux inconnus minimisent le critère J_1 . Par conséquent, nous pouvons définir l'intervalle le plus court contenant la meilleure valeur de (ΔA_s) que nous ajoutons à la matrice d'états initiale, pour un ensemble d'incertitudes, qui minimise le critère J_1 .

5.4.1 Images radiologiques

Pour valider les démarches précédentes, la même procédure de restauration (section 4.4.2) combinée avec (section 4.4.3), est appliquée dans le cas d'une image "Ostéome Ostéoïde" présentée sur la FIGURE 5.22.a. L'image floue et bruitée résultante de l'application d'un bruit Gaussien et d'une PSF inconnus, est présentée sur la la FIGURE 5.22.b, de sorte que le niveau de dégradation soit 12.52 dB . La FIGURE 5.22.c résulte de l'application d'un flou bougé et d'un bruit impulsionnel dont les paramètres sont non spécifiés, d'où un SNR de 10,76 dB .

Pour différentes valeurs d'incertitudes incluses dans l'intervalle contenant le minimum de J_1 obtenu par la méthode de recherche de Fibonacci et lors du processus

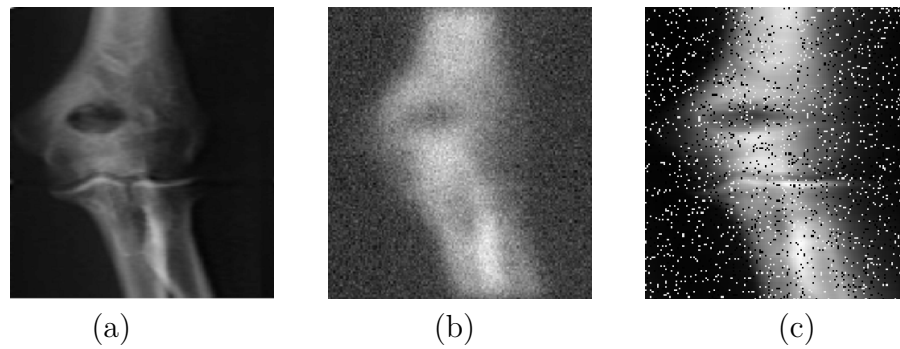


FIGURE 5.22 – Image "Ostéome Ostéoïde"

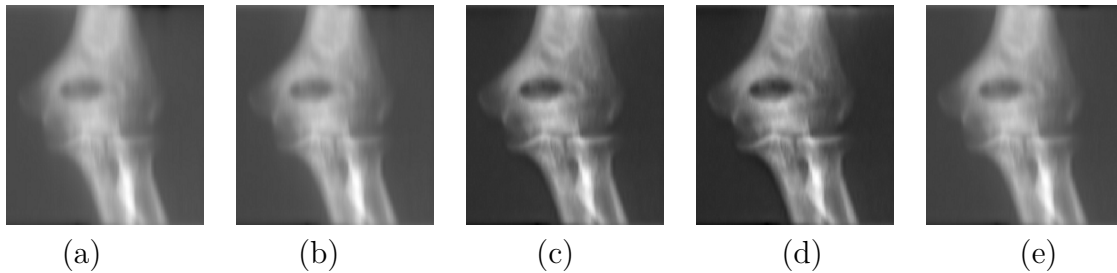


FIGURE 5.23 – Résultats du processus de restauration de "Ostéome Ostéoïde"

de restauration, différentes images résultantes sont obtenues (voir la FIGURE 5.23).

Le graphe correspondant aux valeurs du critère de minimisation J_1 , est présenté sur la FIGURE 5.24. Celui-ci est tracé sur l'intervalle de confiance déterminé par l'algorithme de Fibonacci. L'image optimale est obtenue pour une valeur de $J_1 = 0,1487$ et de $SNR = 28,09$ (FIGURE 5.24.d). Dans La TABLE 5.6, les valeurs qui correspondent aux évaluations des autres images de la même figure.

En outre, dans le cas d'un flou bougé et d'un bruit impulsionnel, les images restaurées sont illustrées dans FIGURE 5.24. La FIGURE 5.25 montre l'évolution du critère J_1 avec une valeur minimal du coût 0,0008, et qui correspond à la meilleure images estimées, dont le $SNR = 30,42$ (voir FIGURE 5.24. d).

Les points sur le graphe de gauche correspondent aux images de la FIGURE 5.23, et ceux sur celui de droite représentent la valeur de J_1 des images restaurées montrées sur FIGURE 5.24.

La TABLE 5.6 (première partie) résume la qualité des résultats de la restauration

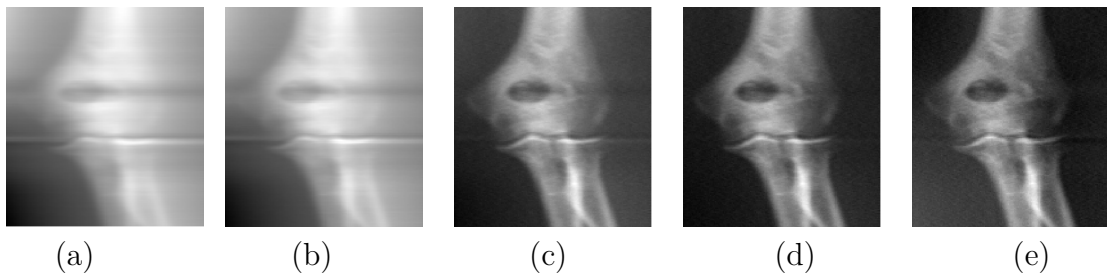


FIGURE 5.24 – Résultats de la restauration de l'image "Ostéome Ostéoïde" avec différentes valeurs d'incertitudes : Flou bougé & bruit impulsif

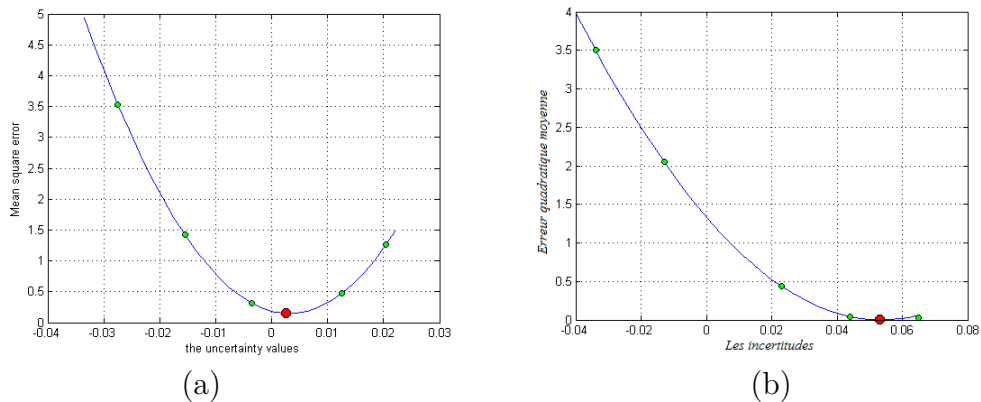


FIGURE 5.25 – Allure du critère de minimisation J_1 pour l'image "Ostéome Ostéoïde"

de l'image " Ostéome Ostéoïde" en terme de (MSE & SNR). La première ligne correspond à MSE , tandis que la seconde correspond au SNR . Comme cette table l'indique, l'image est considérablement améliorée et les niveaux de gris sont préservés par rapport à ceux observés à l'entrée. Pour d'autres types d'images, (voir [94]).

Les résultats affichés dans la TABLE 5.6 (deuxième partie) sont également la qualité de restauration de la même image dans le cas du flou bougé et du bruit impulsif.

5.4.2 Images omnidirectionnelles

Pour un autre type d'images, nous illustrons les performances de la technique de restauration proposée. Alors, nous appliquons la méthode pour la reconstruction de l'image omnidirectionnelle, autrement dit un signal $3D$.

Les FIGURES 5.26.(a, c) montrent respectivement, les versions dégradées de l'image

TABLE 5.6 – Qualité des résultats expérimentaux de la déconvolution de "Ostéome Ostéoïde"

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
$\Delta t \cdot 10^{-2}$	-2.75	-1.15	-0.55	0.05	1.25
FG & BG	3.5353 13.59	1.4242 21.28	0.3124 27.32	0.1487 28.09	0.4698 27.29
$\Delta t \cdot 10^{-2}$	-3.39	-1.29	2.31	4.41	5.31
FM & BI	3.5015 13.18	2.0483 19.56	0.4345 24.38	0.0008 30.42	0.0431 30.08

omnidirectionnelle et de leurs projections sphériques, obtenues en imposant un bruit Gaussien et un flou Gaussien, d'où un $SNR = 12,8 \text{ dB}$, quant aux deux autres (b, d) représentent la même image omnidirectionnelle avec un flou bougé et un bruit impulsionnel affectant 12% des pixels, et sa projection sphériques.

L'ensemble des images restaurées correspondant aux différentes valeurs obtenues de J_1 est présenté dans les FIGURE 5.(27, 28), et leurs évaluations figurent dans la TABLE 5.7, classées par ordre alphabétique et illustrant les images sphériques restaurées optimales dans le cas du flou Gaussien et du bruit Gaussien en plus, le cas de l'application du flou bougé(mouvement) et du bruit sel & poivre.

Les valeurs minimales du critère $J_1 = 0,0037$ et $J_1 = 0,0030$ correspondent respectivement à la FIGURE 5.27.c et à la FIGURE 5.28.c, dont les valeurs du $SNR = (32.19, 30.42) \text{ dB}$ (voir la TABLE 5.7 et la FIGURE 5.29.)

Les résultats dans les deux TABLES 5.(6,7), présentent l'évaluation de la qualité des signaux $1D$ représentant respectivement les images "Ostéoïde" et "Intérieur" avant la reconstruction inverse en formes originelles, c'est à dire : Omnidirectionnelles planes.

Par ailleurs, nous devons réfléchir à la manière d'ajuster l'approche proposée et d'évaluer l'efficacité de cette technique dans l'amélioration d'images réelles couleur

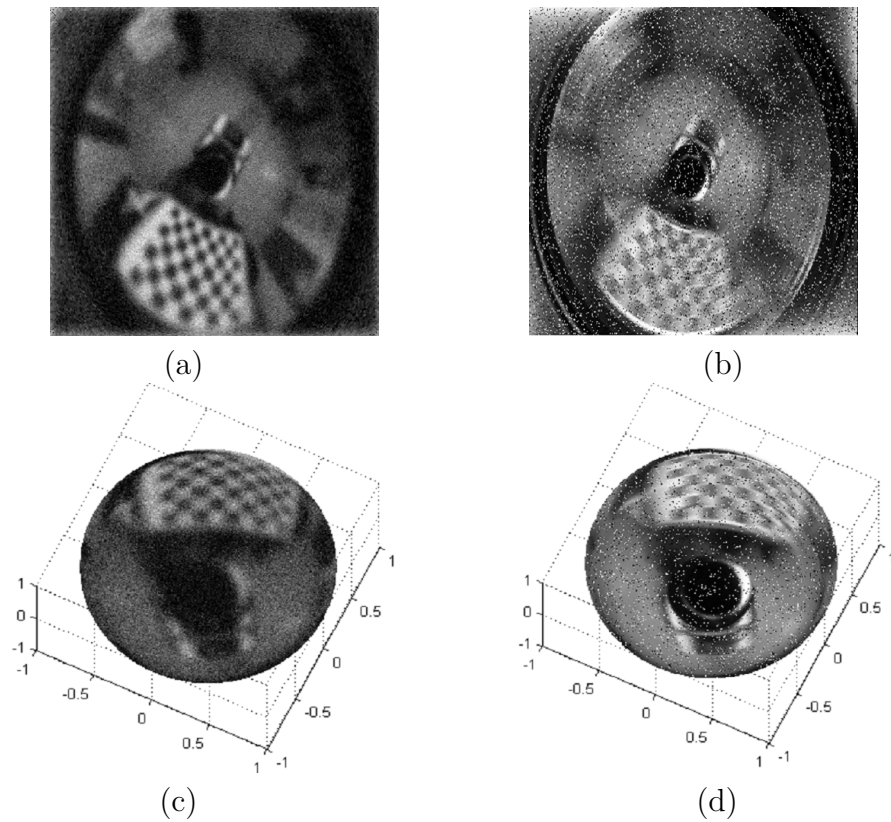


FIGURE 5.26 – Images omnidirectionnelles dégradées et leurs projections sphériques

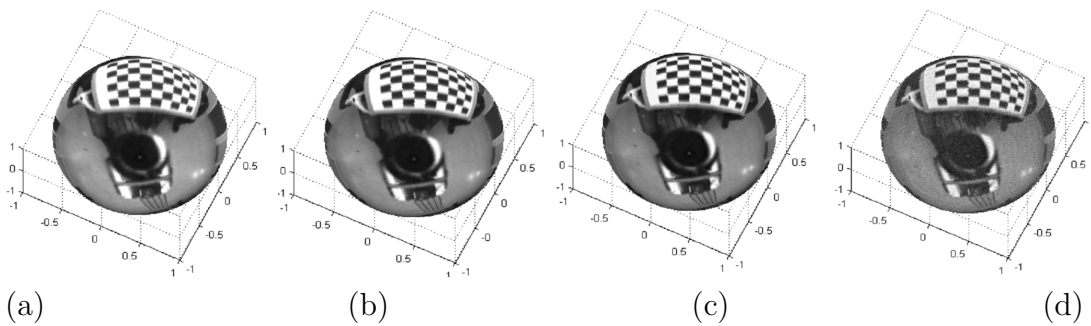


FIGURE 5.27 – Images sphériques restaurées pour différentes valeurs d'incertitudes (Flou Gaussien & bruit Gaussien)

[120, 121]. Pour ce faire, nous choisissons deux images réalistes. La première est une image couleur radiologique plane (FIGURE 5.30.a) et la seconde est l'image omnidirectionnelle couleur "Extérieure" [122], comme il est indiqué sur la FIGURE 5.30 d. Dans les deux cas des images en couleurs, nous utilisons la stratégie marginale, dans laquelle chaque composant est traité séparément, dans l'interpolation cubique et

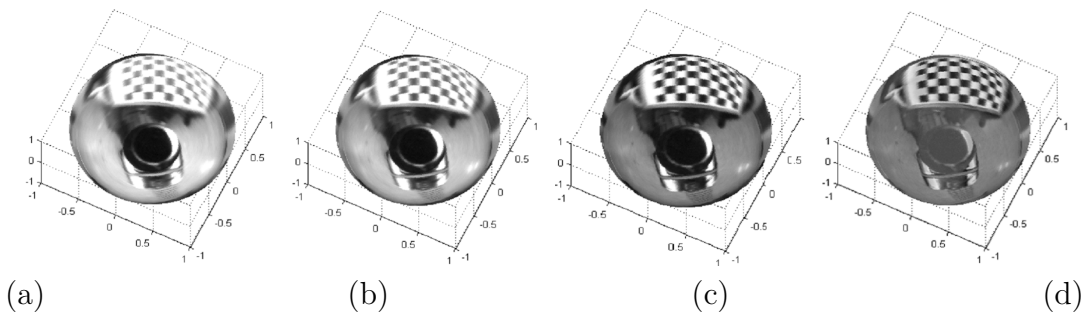


FIGURE 5.28 – Images sphériques restaurées pour différentes valeurs d’incertitudes (Flou bougé & bruit impulsionnel)

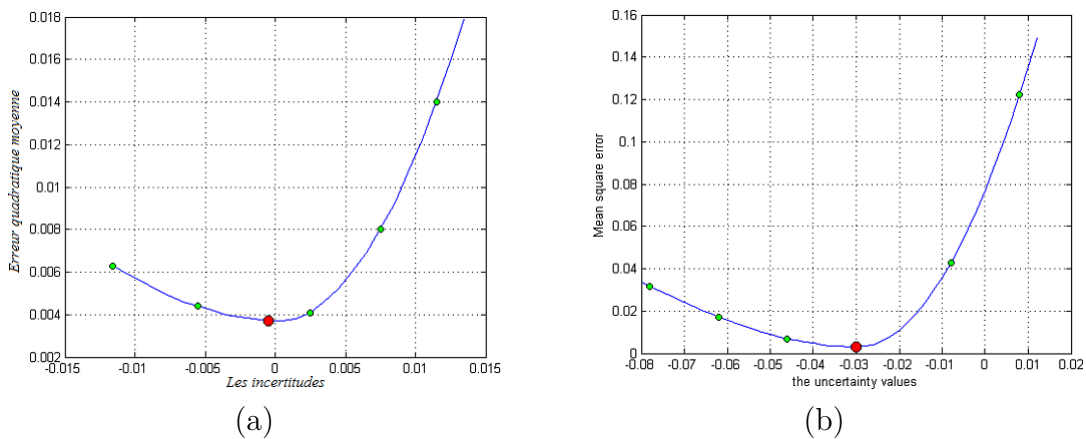


FIGURE 5.29 – Allure de J_1 pendant la déconvolution en fonction des incertitudes

dans la déconvolution proposée. Cette stratégie ne prend pas en compte la corrélation entre les composants, elle fournit une performance significative pour restaurer ce type d’images complexes.

La FIGURE 5.30.b et la FIGURE 5.30.e montrent des exemples d’images dégradées par contre la FIGURE 5.30.c et la FIGURE 5.30.f montrent ces mêmes images restaurées.

La TABLE 5.8 résume l’évaluation de la qualité de la restauration de ces images.

Il est également intéressant d’évaluer notre approche proposée en validant son efficacité et sa robustesse. En effet, les images sont dégradées par divers niveaux de (flou + bruit). La TABLE 5.9 expose le $PSNR$, le SNR et la $SSIM$ des différents types d’images. Dans cette table, nous insérons aussi la $SSIM$ des images placées à l’entrée du filtre afin de comparer avec les résultats en sortie et voir la différence et

TABLE 5.7 – Qualité des images omnidirectionnelles restaurées

	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
$\Delta t \cdot 10^{-2}$	-1.14	-0.84	-0.04	0.28	0.36
FG & BG	0.0052 29.61	0.0044 30.15	0.0037 32.19	0.0041 31.87	0.0069 28.02
$\Delta t \cdot 10^{-2}$	-7.80	-6.20	-4.60	-0.80	-0.30
FM & BI	0.0317 19.56	0.0172 22.31	0.0070 27.93	0.0030 30.42	0.0427 16.70

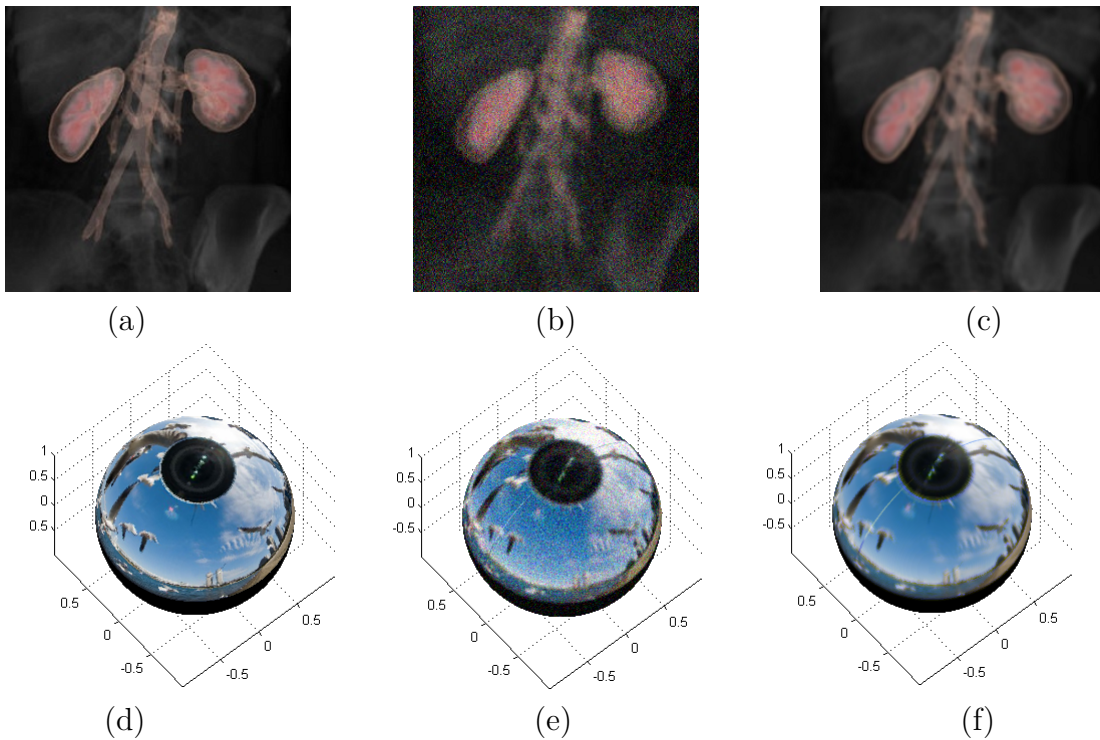


FIGURE 5.30 – Restauration d’une image médicale en couleur et l’image ”Extérieure”

TABLE 5.8 – Qualité expérimentale de la restauration des images en couleurs

Qualité	MSE	SNR	$PSNR$	$SSIM$
I. Radiologique couleur	8.712	16.068	24.328	0.140
	30.157	25.292	36.551	0.925
I. Omnidirectionnelle couleur	7.434	19.821	20.421	0.429
	2.278	22.509	24.972	0.977

conclure l'apport de cette approche.

Nous pouvons noter que même en présence une forte dégradation, la méthode proposée est en mesure de récupérer l'image avec une qualité acceptable et que le gain en $SSIM$ est important, en particulier dans le cas d'une image omnidirectionnelle, car la projection stéréographique inverse atténue la déformation près des pôles, y compris le flou et le bruit.

5.5 Étude comparative

Dans cette section nous sommes attirés par la présentation d'une évaluation objective du traitement sur la sphère. Par conséquent, nous comparons d'abord, la fiabilité des trois méthodes proposées dans ce travail, entre elles. Ensuite nous vérifierons les positions de ces trois algorithmes parmi les travaux qui ont pris cette tâche en considération et qui sont cités dans la littérature et dans l'introduction de cette thèse. Et enfin, une comparaison sera établie entre le traitement classique et l'équivalent sphérique pour d'autres algorithmes brièvement décrits en annexes, sera établie. En fait, cette étude est sujet d'une de nos récentes communications [76].

Au commencement, nous utilisons la même image "Intérieure" avec le même niveau de contamination causé par un flou Gaussien additionné à un bruit Gaussien

TABLE 5.9 – Comparaison de SNR , $PSNR$ et $SSIM$ des images restaurées pour des différents niveaux de dégradation

	Type de l'image	Taille de l'image	Niveau de dégradation			Qualité de l'image		
			$F(\sigma_1, S)$,	$B(\sigma).10^{-2}$	$SSIM$	$PSNR$	SNR	$SSIM$
Image radiologique	à niveau de gris	FIGURE 5.22.a (328x364)	(3, 15)	0.1000	0.5302	38.4302	28.9266	0.9887
			(3, 21)	0.1500	0.4394	36.6897	24.1862	0.8105
			(3, 31)	0.5000	0.2189	35.4367	22.9332	0.7338
			(3, 35)	1.0000	0.1347	35.0398	22.5362	0.7042
	en couleurs	FIGURE 5.30.a (259x259)	(3, 15)	0.1000	0.5039	35.8509	23.6625	0.9576
			(3, 21)	0.1500	0.4274	34.0550	21.0020	0.7994
			(3, 31)	0.5000	0.2193	32.8031	19.7502	0.7183
			(3, 35)	1.0000	0.1385	32.4140	19.3778	0.6851
Image omnidirectionnelle	à niveau de gris	FIGURE 5.1.c (512x512)	(3, 15)	0.1000	0.5439	34.1810	25.8774	0.9611
			(3, 21)	0.1500	0.4848	34.8165	24.5130	0.8262
			(3, 31)	0.5000	0.3446	33.6466	23.3431	0.7777
			(3, 35)	1.0000	0.2793	33.2490	22.9455	0.7539
	en couleurs	FIGURE 5.1.d (512x512)	(3, 15)	0.1000	0.5249	35.1049	26.1967	0.8368
			(3, 21)	0.1500	0.4693	34.4302	25.5220	0.8172
			(3, 31)	0.5000	0.3347	33.1639	24.2558	0.7688
			(3, 35)	1.0000	0.2752	32.7635	23.8554	0.7467

S : Taille de la PSF

de telle sorte que le $SNR = 10.18 \text{ dB}$. Nous effectuons la déconvolution de cette image par les trois filtres proposés : Filtre de Wiener régularisé, la variation totale isotrope, et la théorie du contrôle. Nous obtenons enfin les résultats illustrés dans la FIGURE 5.31.(a,b,c), où (a) est le résultat de déconvolution par Wiener régularisé, (b) par variation totale et (c) par la théorie du contrôle.

Dans la TABLE 5.10, nous posons les évaluations de classement des trois mé-

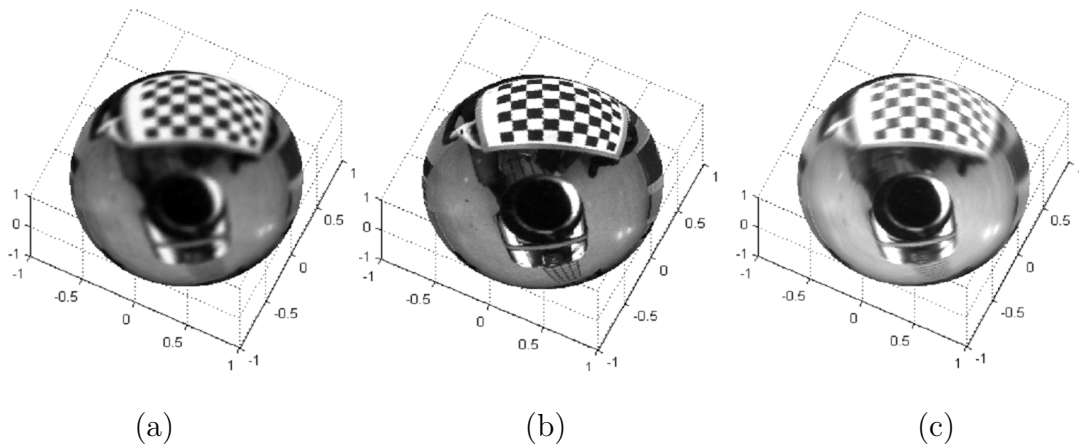


FIGURE 5.31 – Comparaison de la qualité visuelle entre les trois différentes approches

TABLE 5.10 – Comparaison entre les évaluations des trois différentes approches

Évaluation	Wiener régularisé	TV–Omni	T. du contrôle
<i>SNR</i>	22.37	27.03	20.08
<i>SSIM</i>	.9162	0.9999	.8106
Temps de restauration (s)	61.2	8.8	140
Nombre d'itérations	107	85	\
Taux d'erreur	41%	15%	48%

thodes sus-indiquées, entre elles.

La méthode de la théorie du contrôle est non itérative, mais une répétition de l'algorithme est exigée autant de fois que nécessaire. Le nombre de rebouclage de l'algorithme dépend de la vitesse de la désignation de l'intervalle de confiance le plus court possible. Pendant chaque boucle trois valeur d'incertitudes sont prises en compte, initialement choisies d'une façon aléatoire de $-\infty$ à $+\infty$ définissant ainsi un intervalle de confiance. Deux incertitudes seulement seront retenues pour la prochaine boucle, celles qui donnent les plus basses valeurs de l'erreur quadratique moyenne, et la troisième valeur sera remplacée par la valeur centrale entre les deux autres. C'est la procédure de la recherche du nombre d'or. Ce qui influe énormément sur le temps d'exécution du programme, jusqu'à l'optimisation (Tolérance). Cette dernière

est la valeur de la distance incluse dans l'intervalle de confiance et qui sépare les deux dernières valeurs retenues de MSE . En fin, la meilleure estimation u se trouve centrées entre elles.

Le Taux d'erreur a été calculé pixel par pixel à partir des deux images ; originelle et restaurée . Nous avons classé les pixels restaurés en deux catégories : les pixels retenus et ceux rejetés. Le taux d'erreur serait alors, le rapport entre le nombre de pixels rejetés et le nombre total des pixels dans l'image. Une contribution de notre part était de rejeter les pixels dont la différence de luminance avec leurs correspondants dans l'image originelle soit comme suite :

$$\frac{|I_{ori} - I_{res}|}{I_{ori}} = 30\% \quad (5.8)$$

avec I_{ori} , l'intensité lumineuse d'un pixel de l'image originelle et I_{res} celle du pixel de l'image restaurée.

Comme nous pouvons le constater, la déconvolution par les équations aux dérivées partielles a atteint le niveau le plus élevé en qualité d'image, au point de vue vitesse de convergence et nombre d'itérations qui sont incomparables . Nous pouvons noter aussi que même pour une forte dégradation, la méthode proposée est capable de reconstruire une image de qualité acceptable avec un gain important en $SSIM$ et en SNR .

Pour vérifier la robustesse des méthodes proposées et pour une analyse complète et objective, nous avons également comparé les résultats obtenus dans nos travaux qui concernent l'image omnidirectionnelle avec ceux cités dans l'état de l'art. Ils sont présentés dans la TABLE 5.11. Ce dernier présente et compare les valeurs d'évaluation $PSNR$, SNR , $SSIM$, Ent et $E.grad$, entre elles.

Nous ne pouvons pas soumettre les images dans nos expériences aux mêmes conditions que celles des autres mentionnées dans la TABLE 5.11, mais il faut tenir compte de la différence entre l'évaluation à l'entrée et celle de la sortie de chacune.

TABLE 5.11 – Comparaison entre les performances des méthodes proposées et ceux de l'état de l'art

	Type de l'image	Approche	Type de dégradation	N. dégradation	Méthode	Qualité de l'image				
						PSNR	SNR	SSIM	Ent.	E.grad
Image plane	À niveaux de gris	[98]	FG & BG	PSNR=26.00dB	H. S optimized model	37.5000	-	-	-	-
		[99]	FG & BG	SSIM=0.8847	PCA_NLM	42.6466	13.4979	0.9567	-	-
		Ce travail	FG & BG	SNR= 10.89dB	Syt. incertain	30.1810	24.0210	0.8001	5.2014	2.8163
			FM & BI	SSIM=0.2078	TV-Omni	29.8112	17.3077	0.8500	5.5641	2.2268
			FG & BG	SSIM=0.3352		36.0444	23.5408	0.9740	6.3809	3.7092
		En couleurs	[100]	FG & BG	SSIM=0.8600	TV+NLMF	-	33.20	0.9600	-
	[101]		Inhomogeneous noise	-	Unsupervised dealiasing	-	25.00	-	-	-
	Ce travail		FG & BG	SNR=10.46dB	Syt. incertain	33.4151	20.3621	0.7628	6.6752	4.0876
			FG & BG	SSIM=0.3305	TV-Omni	32.2228	18.9376	0.7915	0.5193	4.2315
		FM & BI	SSIM=0.1403	38.7214		24.5698	0.9154	5.8470	2.1486	
Image omnidirectionnelle	À niveau de gris	[79]	FG	SNR=20dB	TV-Omni	-	24.47	-	-	-
		[79]	FG	SNR=20dB	Twist algorithm	-	22.87	-	-	-
		Ce travail	FM & BI	SNR= 10.89dB	syt. incertain	34.5303	24.5782	0.8951	5.8475	5.6714
			FG & BG	SSIM=0.4190	TV-Omni	34.2300	23.9347	0.8040	5.1840	5.2532
	FM & BI		SSIM=0.1153	23.9851		21.2148	0.7996	5.7869	3.0057	
	En couleurs	[80]	all-focused/sharp	-	P.S derivatives(Int)	-	-	-	6.6399	6.2476
		[80]	All-focused/sharp	-	P.S derivatives(ext)	-	-	-	7.7539	2.3035
		Ce travail	FG & BG	SSIM=0.4069	syt. incertain	29.0112	19.0134	0.8126	5.3012	3.5230
			FG & BG	SSIM=0.4069	TV-Omni	33.7989	24.8908	0.7946	5.4092	4.8171
			FM & BI	SSIM=0.6257		25.1479	23.5874	0.9773	5.1248	2.0349

Comme il est remarqué, les approches proposées basées sur l'aspect sphérique de l'image et le traitement sphérique basé lui aussi sur les harmoniques sphériques, présentent une performance très compétitive.

La déconvolution par la variation totale semble dans ce travail être la meilleure parmi toutes les méthodes et elle est aussi très adaptée avec ce genre d'images.

La déconvolution par la théorie du contrôle est bonne aussi dans les limites de cette expérience (le domaine est encore ouvert pour plus de vérifications), pourtant aucune information à priori n'a été utilisée pour restaurer une image aussi compliquée, les résultats sont plus ou moins bonne (voir exemple 1D, le taux d'erreur était à 2% et le signal restauré était totalement superposé sur le signal originel).

Si la projection stéréographique inverse suivie de l'application des harmoniques sphériques, offrent une souplesse et une facilité au traitement des images omnidirectionnelles, ce qui confirme l'hypothèse de Daniilidis, d'autres auteurs voient qu'il est inutile de se fatiguer par le changement du plan de l'image.

Dans ce contexte là, nous avons suivi le comportement de quelques traitements sur la sphère, pour vérifier s'ils apportent des améliorations par rapport à ceux qui s'appliquent directement sur l'image omnidirectionnelle. Citons à titre d'exemple le "*Filtrage particulière*", (voir annexe B) et la segmentation par la méthode des "*k-means*" (voir Annexe C) et .

La FIGURE 5.32. montre le résultat de la segmentation de l'image omnidirectionnelle par les deux méthodes. La FIGURE 5.32.a présente la segmentation par les *k-means* suivant les coordonnées polaire θ, φ . La FIGURE 5.32.b illustre les régions de la segmentation détectées directement sur l'image omnidirectionnelle. Le calcul objectif de la différence ne serait fait, seulement si les deux images sont sur le même plan, alors la FIGURE 5.32.c donne la projection stéréographique de la FIGURE 5.32.a et la FIGURE 5.32.d est l'image de différence entre les deux segmentations. Cette dernière résume une différence presque la même sur tous les pixels qui peut être compensée par une multiplication ou une addition simple. Dans notre cas, cette différence peut être com-

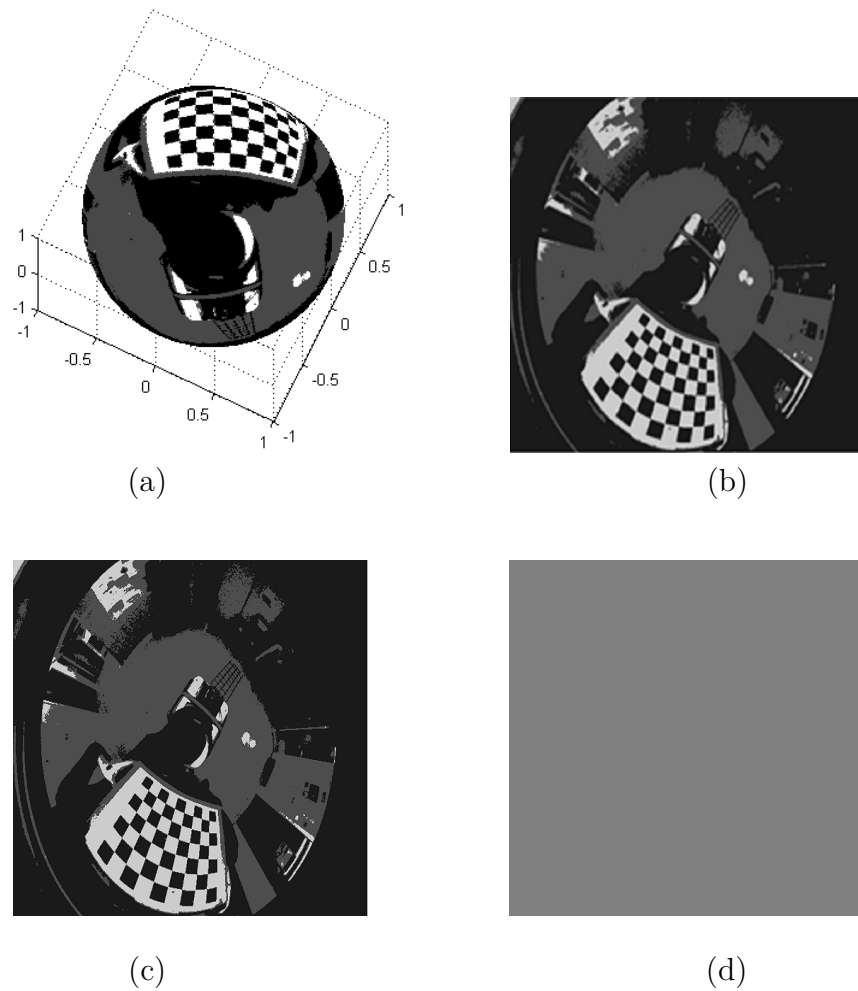
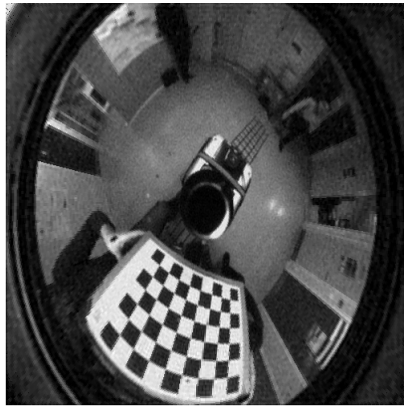


FIGURE 5.32 – Comparaison visuelle entre segmentation de l'image sphérique et la segmentation de l'image omnidirectionnelle.

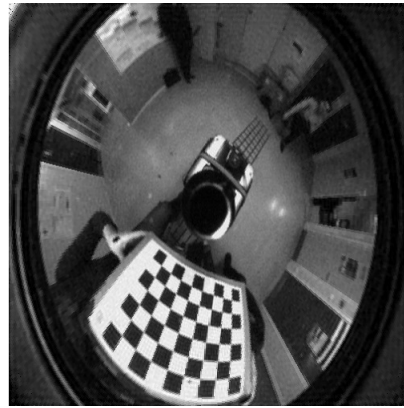
pensée par un facteur de multiplication, comme le cas de Ω dans l'équation (4.1). Cette erreur (perte d'informations), est sûrement due aux projections successives de l'image : Omnidirectionnelle \rightarrow sphérique \rightarrow Omnidirectionnelle.

Par contre, dans le filtrage particulaire, qui est une combinaison du filtre de Kalman et la méthode de Monté-Carlo, nous obtenons autre chose imprévue. les deux images visuellement apparaissent identiques mais l'exploration de la différence montre une perte d'informations considérable (Voir FIGURE 5.33.(a,b)).

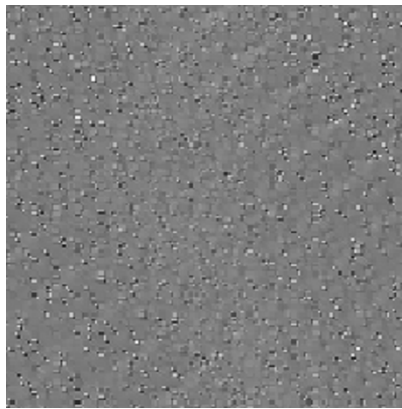
La FIGURE 5.33.c présente la différence entre la restauration sur la sphere par filtrage



(a)



(b)



(c)

FIGURE 5.33 – Comparaison entre résultats de filtrage particulaire

particulaire en utilisant la fibration de Hopf (voir la section 4.4.4) et celle où on la considère comme une image plane (voir section 4.4.3). Cette image (100 x 100) pixels, est une vue rapprochée prise de la périphérie de l'image de différence entre les deux images restaurées.

5.6 conclusion

Dans ce chapitre nous avons validé méthodes proposées pour traiter les images omnidirectionnelles sur la sphère, afin de réduire au maximum les effets négatifs des anamorphoses ainsi que le défaut de la résolution hétérogène depuis sa périphérie jusqu'au son centre. Parmi ces avantages confirmés dans ce chapitre : la préservation des contours et les niveaux de l'information (couleurs) partout sur l'image omnidirectionnelle plane et sphérique.

La déconvolution qui est un traitement un peu compliqué, peut être étendue au modèle sphériques, ce qui a été confirmé par la variation totale, le filtre de Wiener et la déconvolution par la théorie de la commande optimale. Les résultats obtenus nous ont donné une immense satisfaction vue le niveau de la restauration atteint et le gain en SNR et tous les autres critères d'évaluation.

Certes, les opérateurs de traitement sont mieux rentables et plus compétitifs sur la sphère que sur le plan classique, surtout lorsqu'il s'agit de traitements qui nécessitent la transformée de Fourier, d'autres applications ne diffèrent pas si elles sont sur la sphère ou sur le plan. La segmentation ouvre un domaine de traitement direct de l'image omnidirectionnelle ce qui le contredit après le traitement par filtre particulière parce qu'il utilise la transformée de Fourier ordinaire ($FFT1$) sans harmoniques.

Nous concluons alors, que les traitements qui nécessitent des changements du plan de travail au domaine fréquentiel de près ou de loin, doivent obligatoirement être étendus à la sphère afin d'éviter les pertes d'informations.

Conclusion générale

Les systèmes de vision omnidirectionnelle sont apparus afin de répondre aux besoins d'augmenter le champ de perception du monde, en une sphère de vue à partir de son centre. Contrairement aux autres systèmes ayant le même objectif, une seule caméra et une seule prise offrent une vue de 360° dans toutes les directions.

La vision catadioptrique ou omnidirectionnelle consiste à associer un miroir convexe avec une caméra dont l'axe optique coïncide avec l'axe de révolution du miroir. Parmi tous les miroirs qui peuvent répondre à cette question le miroir parabolique dont le *SVP* résout la contrainte *CSPV* qui permet l'obtention à la fois des images omnidirectionnelles, panoramiques et perspectives. En plus, l'étalonnage et l'interpolation dans les caméras para-omnidirectionnelles sont très faciles suivant la projection unifiée de Geyer et Daniilidis. Cependant, l'image acquise contient des distorsions importantes dues à la géométrie du miroir. Ces déformations ont alors des répercussions significatives sur les traitements possibles et l'application directe des opérateurs conventionnels ne peut fournir des résultats exacts et satisfaisants.

Les images omnidirectionnelles sont non seulement déformées par les anamorphoses dues aux lentilles et miroirs, mais elles apparaissent aussi, dégradées par un flou et par des bruits comme toutes les autres images pour les mêmes causes, par contre leurs traitements sont différents.

Le problème principal des images obtenues par les systèmes catadioptriques, est leur

différence de résolution qui apparaît élevée à la périphérie et faible au centre de l'image, sans oublier les distances non uniformes entre images des points du monde sur le miroir et celles sur le plan de l'image, qui sont dues à la position non familière de la caméra par rapport à la scène.

En outre, l'application directe des opérateurs classiques dédiés aux images perspectives, introduira par essence des erreurs dans le traitement des images omnidirectionnelles. Le risque d'induction en erreur a fait penser à la projection de l'image sur la sphère équivalente, ce qui entraîne les opérateurs classiques à y être aussi.

Dans cette thèse nous avons pris en charge l'extension et l'application de quelques algorithmes déjà connus, à la sphère en appliquant l'opérateur des harmoniques sphériques. Celles-ci ont été appliquées sous trois façons différentes dans la restauration des images catadioptrique par déconvolution, afin d'y remédier aux défauts d'une telle image au maximum. Le problème mal posé de la déconvolution est ajouté aux problèmes précédents de cette image en appliquant le filtre de Wiener directe ou régularisé, en appliquant la variance totale et en déconvoluant par la théorie du contrôle, notamment lorsqu'il s'agit de différents types de flous additionnés aux différents types de bruits.

La restauration d'images par filtre de Wiener pose vraiment un grand problème si nous l'appliquons sous sa forme classique. Les projections stéréographiques inverses de l'image et l'opérateur, seules ne suffisent pas mais l'adaptation de cet opérateur est indispensable aussi. Le modèle de la réponse impulsionnelle devra changer de modèle pour être conforme à la sphère, voire le filtre de Wiener régularisé. Cependant, dans ce dernier deux paramètres doivent être réglés, afin de permettre un lissage parfait et une régularisation exacte.

De plus, nous avons étendu la déconvolution par les équations aux dérivées partielles. Cette approche étendue est basée sur la minimisation alternative de deux variables auxiliaires semi-quadratiques, pour contourner le problème de la non diffé-

rentiabilité, en utilisant deux paramètres de pénalité μ et β . La transformée de Fourier est appliquée dans une partie de l'algorithme, rien que pour calculer les dérivées partielles.

Cet algorithme donne de bons résultats visuels et statiques même en présence de fortes dégradations. Le traitement classique par cette méthode n'est pas aussi mauvais que celui de Wiener classique, mais l'avantage qu'apporte cette méthode est la préservation des contours et des couleurs au centre de l'image. Ce qui influe énormément sur les valeurs d'évaluation de la qualité de la restauration qui la rendent distinguée par rapport aux autres méthodes de déconvolution, notamment la reconstruction sphérique des images omnidirectionnelles.

Enfin, une déconvolution par poursuite optimale, permettant d'appliquer un modèle d'état pour restaurer les images omnidirectionnelles en présence ou absence des informations a priori du système de dégradation, est mise en œuvre. La fonction de transfert, modèle de la dégradation insère des incertitudes pour détecter la bonne réponse impulsionnelle du système, par supposition que les paramètres ont été modifiés en fonction du temps. Cette méthode offre l'opportunité de n'utiliser la *SFT* que pour adapter le processus au modèle d'estimation de Kalman qui n'adopte que le signal *1D*. Dans le cas de présence des informations concernant la réponse impulsionnelle du système de distorsion l'erreur d'estimation ne présente que 2% tandis que l'erreur est augmentée dans le cas contraire.

Les résultats obtenus par les trois méthodes sont bons, et selon notre avis ils sont excellents dans les limites de nos conditions expérimentales. Les évaluations de qualité montrent un niveau de restauration considérable et compétitif surtout dans le cas de déconvolution par la variation totale qui est un vrai défi motivant autres projets de recherche. Le déconvolveur de Wiener régularisé a montré sa robustesse et sa fiabilité dans la mesure de prendre en compte les nouvelles caractéristiques de l'image sphérique. La méthode de reconstruction par la théorie de contrôle a pu restaurer l'image en faisant passer l'image à la quatrième dimension et a pu aussi,

atteindre un niveau de restauration très acceptable le manque des informations à priori.

La comparaison objective de nos résultats avec ceux qui existent déjà, leur fait une place privilégiée. Le niveau du SNR et autres critères d'évaluation atteints, les mettent dans les premières positions, même s'il s'agit de la déconvolution par la théorie du contrôle que nous jugeons "moyenne" et qui nécessite encore une amélioration.

Le concept étudié dans cette thèse ne peut être généralisé. Certainement, la projection stéréographique inverse combinée avec les harmoniques sphériques suivies d'une adaptation à la sphère, offrent une souplesse de traitement et permettent l'obtention des résultats parfaits presque idéals, mais le contraire dans certains cas peut être vérifié. Dans la déconvolution par la variance totale, par la théorie du contrôle ainsi que son image miroir le filtre particulière, où la SFT est quasiment utilisée dans les algorithmes, les résultats présentent une énorme amélioration. Le filtre de Wiener ne peut laisser à part le traitement sphérique alors que la segmentation de l'image omnidirectionnelle est la même quelque soit le plan de travail. De ce fait la projection sphérique est obligatoire, lorsqu'il s'agit de l'utilisation des n'importe quel type de transformées dans le domaine fréquentiel.

En raison des bons résultats obtenus par les approches proposées, des études sont en cours pour améliorer encore la qualité de la restauration en appliquant des opérateurs omni-TV d'ordre supérieur, des fonctions de transfert pour le filtre de Kalman d'ordre plus élevé ainsi qu'un ajustement de la fonction de transfert PSF , afin de contribuer à la conception à des nouveaux systèmes sophistiqués de haut niveau, en tant que systèmes utilisant des images omnidirectionnelles [123, 124, 125, 126, 127] et ayant un meilleur champ de vision utile. La restauration d'images omnidirectionnelles reste une perspective importante. De nombreuses approches doivent être étendues pour améliorer la qualité de cette image.

Perspectives

Dans nos perspectives, nous visons l'utilisation des caméras omnidirectionnelles dans un véritable projet de télé-surveillance pour la détection des intrus dans un environnement limité, comme une pièce, une agence ou une banque [9]. Cet intrus peut être sur scène à n'importe quel moment et pénétrer de n'importe quel coin du lieu surveillé. Cet intrus peut être aussi la cause d'un acte répréhensible et irresponsable tels qu'un incendie, un vol ou un acte de terrorisme. La caméra omnidirectionnelle remplace le nombre excessif de caméras perspectives qui sont souvent au mauvais endroit au moment qu'il faut.

Ce système utilise une marque confidentielle pour reconnaître tous les objets et individus familiers. Par conséquent, et pour réaliser ce système, les images collectées doivent être d'une haute qualité due à une acquisition exceptionnelle, car la marque est très fine et ne peut être perçue que par le système. Il s'agit d'un projet de reconnaissance de marque en temps réel qui doit vérifier les deux conditions suivantes :

1. Les capteurs omnidirectionnels conçus pour l'acquisition d'images ou vidéos, doivent éliminer autant que possible les anamorphoses, ce qui facilite la reconnaissance des marques.
2. Les données doivent également être suffisamment claires pour ne pas confondre les marques entre elles.

Cette méthodologie, basée sur l'application de la déconvolution par l'une des trois méthodes proposées, aux images omnidirectionnelles projetées sur la sphère, dans le but de contourner le flou au maximum, peut être utilisée efficacement pour le traitement préalable à une telle opération aussi délicate.

Cependant, la robustesse et l'efficacité des algorithmes développés dans cette thèse pour restaurer des images omnidirectionnelles (voir TABLE 5.11), en fonction des différents types de flou et de bruits, nous encouragent toujours à supprimer d'autres éventuels types de dégradation non encore pris en considération. En effet, dans le cas général et réel, la *PSF* ne dépend que du système en question. Une amélioration de ces algorithmes est donnée de la manière suivante :

1. L'utilisation des opérateurs de différences finies d'ordre supérieur [91] pour atténuer des effets plus forts que ceux décrits dans ce manuscrit comme suit :
 - Dans le cas de la minimisation par la variance totale les deux équations (4.33) et (4.34) peuvent être étendues de la façon suivante :

$$\varpi_i = (\varpi_1, \varpi_2 \dots \varpi_n) \quad \nabla_i = (\nabla_1, \nabla_2 \dots \nabla_n) \quad (5.9)$$

- Par ailleurs, et, dans le cas de la théorie du contrôle, la fonction de transfert du premier ordre définie dans l'équation (4.53), peut être étendue à un ordre plus élevé selon le modèle suivant :

$$F(s) = \frac{1}{a_n \cdot s^n + a_{n-1} \cdot s^{n-1} + \dots + a_1 \cdot s + 1} \quad (5.10)$$

avec $n = 2, 3, 4 \dots$

2. Le calcul de $\|h * u - y_m\|$ peut aussi être effectué à partir d'autres types de normes à l'exception de la norme 2, dans le but de prendre tous les types de dégradations qui peuvent affecter les images acquises.
3. Le terme h peut être approximé par une matrice circulante de Toeplitz [93, 94, 96], facilement diagonalisable par l'application de la transformée de Fourier

sphérique, dans les deux premières expériences parce qu'elle dépend énormément de la transformée de Fourier ordinaire $1D$ [68], qui a un double effet : le premier est la diagonalisation de la matrice circulante, et le second est la décorrélation des pixels sur la même ligne ou la même colonne, suivant l'équation définie en (3.19).

La diagonalisation de la matrice qui présente la PSF , réduit le temps de calcul, ce qui nous permet de réaliser notre système de télésurveillance en temps réel. Cette matrice diagonale devient réversible et peut être aussi utilisée dans le calcul de la réponse impulsionnelle du filtre inverse de Wiener dans le cas idéal déjà formulé en $(\hat{f}_1)_\ell^0$ et $(\hat{f}'_1)_\ell^0$ définies respectivement en (4.11) et (4.17). Ce sujet est intéressant pour des recherches ultérieures, que nous espérons être à la hauteur de les appliquer.

Bibliographie

- [1] Demonceaux, C., & Vasseur, P., "04 – Champs de Markov pour le traitement d'images catadioptriques", traitement de signal (GRETSI), Vol. 22(5), p. 443 – 451, (2005).
- [2] Mouaddib, E, " La Vision Omnidirectionnelle", Journées Nationales de la Recherche en Robotique (JNRR), (2005).
- [3] Faugeras, O., "Panoramic vision : sensors, theory, and applications", Springer Science & Business Media, (2013).
- [4] El Jaouhari, Z., Zaz, Y., Moughyt, S., El Kadmiri, O., & El Kadmiri, Z., " Dual-axis solar tracker design based on a digital hemispherical imager, Journal of Solar Energy Engineering, American Society of Mechanical Engineers, Vol.141(1), p.011001,(2019)
- [5] Gupta, P., da Vitoria Lobo, N. & Laviola, J. J., "Markerless tracking and gesture recognition using polar correlation of camera optical flow", Machine Vision and Applications, Springer, Vol.24(3), p. 651-666, (2013).
- [6] Xiong, Z., Cheng, I., Basu, A., Wang, W., Xu, W., & Zhang, M., "Efficient omni-image unwarping using geometric symmetry",Machine Vision and Applications, Springer, Vol.23(4), p.725–737,(2012).
- [7] Hrabar, S., & Sukhatme, G. S., " Omnidirectional vision for an autonomous helicopter, IEEE international conference on robotics and automation, Citeseer, (2003).

-
- [8] Phan, T. D. K., "A triangle mesh-based corner detection algorithm for catadioptric images", *The Imaging Science Journal*, Taylor & Francis, Vol. 66(4), p. 220–230,(2018).
- [9] Xue, K., Liu, Y., Ogunmakin, G., Chen, J., & Zhang, J., "Panoramic Gaussian Mixture Model and large-scale range background subtraction method for PTZ camera-based surveillance systems", *Machine Vision and Applications*, p. 477-492, (2013).
- [10] Shabayek, A. E. R., Démonceaux, C., Morel, O., & Fofi, D., "Vision based uav attitude estimation : Progress and insights, *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, Springer, Vol.65(1–4), p. 295–308,(2012).
- [11] Bradley, D., Brunton, A., Fiala, M., & Roth, G., " Image-based navigation in real environments using panoramas ", *IEEE Int. Workshop on Haptic Audio Visual Environments and their Applications*,p.103–108, (2005).
- [12] Strauss, O., & Comby, F., " Opérations morphologiques floues à noyaux variables pour images omnidirectionnelles à point de vue unique ", *Traitement du signal (GRETSI)*, Vol. 22(5), p. 453-468, (2005).
- [13] Labutov, I., Jaramillo, C., & Xiao, J., "Generating near-spherical range panoramas by fusing optical flow and stereo from a single-camera folded catadioptric rig, *Machine vision and applications*, Vol. 24(1), p.133 –144, (2013).
- [14] Bigot-marchant, S., "Outils de traitement d'images adaptés au traitement d'images omnidirectionnelles", *Thèse de Doctorat*, Université de Picardie Jules Verne, (2008).
- [15] Guelzim, I., "Contributions aux traitements d'images perspectives et omnidirectionnelles par des outils statistiques", *Thèse de Doctorat*, Faculté des sciences de Rabat, (2012).
- [16] Makadia, A., & Daniilidis, K., "Direct 3D-rotation estimation from spherical images via a generalized shift theorem", In *Computer Vision and Pattern Recognition*, Proceedings, IEEE Computer Society Conference, Vol. 2, p. II-217, (2003).

-
- [17] Makadia, A., & Daniilidis, K., "Rotation recovery from spherical images without correspondences", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 28(7), p. 1170–1175, (2006).
- [18] Jaquey, F., "Traitements d'images omnidirectionnelles", Thèse de Doctorat. Université Montpellier II-Sciences et Techniques du Languedoc, (2007).
- [19] Geyer, C., & Daniilidis, K., "A unifying theory for central panoramic systems and practical implications", In : *European conference on computer vision, Computer Vision — ECCV 2000, Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Berlin, Heidelberg, Vol. 1843, p. 445-461, (2000).
- [20] Geyer, C., & Daniilidis, K., "Catadioptric projective geometry", *International journal of computer vision*, Springer, Vol.45(3), p. 223–243, (2001).
- [21] Bonnemaïson, J., Tolstoï, T., & Durand, R., "Panoramas : Photographies 1850-1950. Collection Bonnemason", Arles : Actes du Sud, p. 21, (1989).
- [22] Comment, B., "Le *XIX*^e siècle des panoramas", Paris : Adam Biro, p. 127, (1993).
- [23] Germain, B. A. P. S. T., "Essai sur l'histoire des panoramas et des dioramas", (1889).
- [24] Michaux, E., "Panorama du pictural au cinéma circulaire : Origines et histoire d'un autre cinéma 1785-1998", Éditions L'Harmattan, (1999).
- [25] Massumi, B., "Panoscopie : La photographie panoramique de Luc Courchesne", *CV Photo*, Issue(60), p. 27–28, (2003).
- [26] Audoux, T. , "Vos premiers pas avec Quicktime", Osman Eyerolles Multimédia(OEM), Paris, version 4 & 5, (2001).
- [27] Hill, R., "A lens for whole sky photographs", *Quarterly Journal of the Royal Society*, Wiley Library, Vol. 50(211), p. 227–235, (1924).
- [28] Oh, S. et Hall, E., "Guidance of a mobile robot using an omnidirectional vision navigation system", *Mobile Robots II*, In *Proc. of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers*, International Society for Optics and Photonics, Vol. 852, p. 288–300, (1987).

-
- [29] Micusk, B. & Pajdla, T., "Estimation of omnidirectional camera model from epipolar geometry", In Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Proceedings, IEEE Computer Society Conference, Vol.1, p. 485–490, (2003).
- [30] Ying, X. et Hu, Z., "Can we consider central catadioptric cameras and fisheycameras within a unified imaging model". In the European Conference on Computer Vision (ECCV), Springer, Berlin, Heidelberg, Vol. 3021, p. 442–355, (2004).
- [31] Greguss, P., "PAL-optic based instruments for space research and robotics", Laser and Optoelektronik, Vol.28, p.43–49, (1996).
- [32] Gonzalez-Barbosa, J. J., "Vision panoramique pour la robotique mobile : stéréovision et localisation par indexation d'images", Thèse de doctorat. Toulouse, INPT, (2004).
- [33] Bakstein, H., & Pajdla, T., "Panoramic mosaicing with a 180° field of view lens", In : null. IEEE, p. 60,(2002).
- [34] Nalwa, V., "true omnidirectional viewer", Tech.report, Bell Laboratories,(1996).
- [35] [http://www.fullview.com/Outwardly Pointing Cameras.pdf](http://www.fullview.com/Outwardly%20Pointing%20Cameras.pdf)
- [36] Nanda, H., & Cutler, R., "Practical calibrations for a real-time digital omnidirectional camera", CVPR Technical Sketch, Citeseer, Vol.20, p.2, (2001).
- [37] Ishiguro, H., Yamamoto, M., & Tsuji, S., "Omni-directional stereo", IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol.2, p.257–262, (1992).
- [38] Chen, S. E., "Quicktime VR : An image-based approach to virtual environment navigation", Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques (ACM), p.29–38, (1995).
- [39] Matsumoto, Y., Inaba, M., & Inoue, H., "Visual navigation using view-sequenced route representation", Robotics and Automation, IEEE International Conference, Vol.1, p.83–88, (1996).
- [40] Peleg, S., & Ben-Ezra, M., "Stereo panorama with a single camera", In Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference, Vol. 1, p. 395-401, (1999).

- [41] Barth, M., & Barrows, C., "A fast panoramic imaging system and intelligent imaging technique for mobile robots", In *Intelligent Robots and Systems (IROS'96)*, Proceedings of the 1996 IEEE/RSJ International Conference on, Vol. 2, p. 626-633, (1996).
- [42] Romain, O., Ea, T., Gastaud, C., & Garda, P., "Un capteur multispectral de vision panoramique 3d", *ORASIS, Citeseer*, Vol.1, p.359–366,(2001).
- [43] <http://www.abavala.com/2013/02/04/ricoh-360-camera-omnidirectionnelle-consultable-par-smartphone/>
- [44] Escher, M. C., "The magic of MC Escher", Abrams, (2000).
- [45] Descartes, R. et Smith, D.T., "The Geometry of René Descartes", In Dover Publication : New York, Originally published in *Discours de la Methode*, (1954).
- [46] Rees, D. W, "Panoramic television viewing system", US Patent 3, 505, 465, Google Patents, (1972).
- [47] Yagi, Y., & Kawato, S., "Panorama scene analysis with conic projection", *IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems, Towards a New Frontier of Applications, Proceedings(IROS'90)*, p.181–187, (1990).
- [48] Hong, J., Tan X., Pinette, B., Weiss R. & Riseman, E.M., "Image-based homing". In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, p. 620– 625, (1991).
- [49] Ishiguro, H., Yamamoto, M. & Tsuji, S., "Omnidirectional stereo", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, Vol. 14(2), p. 257– 262, (1992).
- [50] Baker, S. & Nayar, S. K., "A theory of catadioptric image formation", In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision (ICCV)*, p. 35 – 42, (1998).
- [51] Baker, S., & Nayar, S. K., "A theory of single-viewpoint catadioptric image formation, *International Journal of Computer Vision*, Springer , Vol. 35(2), p.175–196, (1999).

-
- [52] Nayar, S. K., "Catadioptric omnidirectional camera", In Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Proceedings, Computer Society Conference, p. 482 – 488, (1997).
- [53] Daniilidis, K., Makadia, A., & Bulow, T., "Image processing in catadioptric planes : Spatiotemporal derivatives and optical flow computation", In Omnidirectional Vision Proceedings, Third Workshop on, p. 3 – 10, (2002).
- [54] Lin, S. S., & Bajcsy, R., "True single view point cone mirror omni-directional catadioptric system", Computer Vision (ICCV), Proceedings, Eighth IEEE International Conference on, Vol.2, p.102–107, (2001).
- [55] Winters, N., & Santos-Victor, J., "Omni-directional visual navigation", Proceedings of the 7th International Symposium on Intelligent Robotics Systems, p.109–118, (1999).
- [56] Matsui, T., Asoh, H., & Thompson, S., " Mobile robot localization using circular correlations of panoramic images", In Intelligent Robots and Systems(IROS'00), Proceedings, 2000 IEEE/RSJ International Conference on, Vol. 1, p. 269-274, (2000).
- [57] Derrien, S., & Konolige, K., " Approximating a single viewpoint in panoramic imaging devices", In Robotics and Automation, Proceedings(ICRA'00), IEEE International Conference, Vol. 4, p. 3931-3938, (2000).
- [58] Yamazawa, K., Yagi, Y., & Yachida, M., "Omnidirectional imaging with hyperboloidal projection", Proceedings of the 1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS'93, Vol. 2, p.1029–1034, (1993).
- [59] Siyuan, Z., "Le flou dans les systèmes catadioptriques", Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, Institut supérieur de l'aéronautique et de l'espace,(2011).
- [60] Swaminathan, R., Grossberg, M. D., & Nayar, S. K., "Non-single viewpoint catadioptric cameras : Geometry and analysis", International Journal of Computer Vision, Springer, Vol. 66(3), p.211–229, (2006).
- [61] Bruckstein, A. M., & Richardson, T. J., "Omniview cameras with curved surface mirrors", In Omnidirectional Vision, IEEE Workshop on, p. 79-84, IEEE, (2000).

-
- [62] Benosman, R., "Audio/Video Fusion for Objects recognition and Robot navigation", Institut des Systèmes Intelligents et de Robotique (UMR 7222), Université Pierre et Marie Curie, http://jnrr09.lms.sp2mi.univ-poitiers.fr/IMG/pdf/Slides_S3-1_JNRR09_Benosman.pdf,(2012).
- [63] Trépanier, J. L., "Capteur d'images cmos à pixels numériques et à gamme dynamique élevée", Doctoral dissertation, École polytechnique, (2003).
- [64] Schröder, P., & Sweldens, W., "Spherical wavelets : Efficiently representing functions on a sphere", In *Wavelets in the Geosciences*, Springer, Berlin, Heidelberg, p. 158-188,(2000).
- [65] schroder1995spherical
- [66] Wiaux, Y., Jacques, L., & Vandergheynst, P., "Correspondence principle between spherical and Euclidean wavelets", *The Astrophysical Journal*, 632(1), p. 15, (2005).
- [67] Giraldo, F. X., "Lagrange–Galerkin methods on spherical geodesic grids : the shallow water equations", *Journal of Computational Physics*, 160(1), p.336–368,(2000).
- [68] Healy, D. M., Rockmore, D. N., Kostelec, P. J., & Moore, S. , "FFTs for the 2-sphere-improvements and variations", *Journal of Fourier Analysis and Applications*, Springer, Vol. 9(4), p.341–385, 2003
- [69] Driscoll, J. R., & Healy, D. M., "Computing Fourier transforms and convolutions on the 2-sphere", *Advances in applied mathematics*, Elsevier, Vol.15(2), p. 202–250, (1994).
- [70] Böhme, M., & Potts, D. article, "A fast algorithm for filtering and wavelet decomposition on the sphere", *Electronic Transactions on Numerical Analysis*, Institute of Computational Mathematics, Vol.16, p.70–93, (2003).
- [71] G. Gerig CH. Brechbuhler and O. Kubler., "Parametrization of closed surfaces for 3-d shape description", *Computer Vision and Image Understanding*, Elsevier, Vol. 61(2), p. 154– 170,(1995).
- [72] Munro, I., "The computational complexity of algebraic and numeric problems", Elsevier,(1975).

-
- [73] Zenati, S., & Boukrouche, A, "Wiener filter improvement on the sphere", *Mechanics and its Applications (ISMA)*, 2010 7th International Symposium on,IEEE, p.1–6,(2010).
- [74] Zenati, S., & Boukrouche, A, "Une adaptation du filtre de Wiener", *1^{re} journées scientifiques sur l'informatique et ses applications, JSIA'09*, Guelma, Algérie, (2009).
- [75] Zenati, S., Boukrouche, A., & Neveux, P., " Deconvolution for slowly time-varying systems 3D cases, In *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, 2012 3rd International Conference on, IEEE, p. 121-126,(2012).
- [76] Zenati, S. & Boukrouche, A., "Classical processing for plane and omnidirectional images", In *Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, 2015 International Conference on IEEE, p. 131-136 (2015).
- [77] Sekko, E., Sarri, P., & Thomas, G. , "Robust constrained deconvolution", *Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP-96, Conference Proceedings, IEEE International Conference on*, vol. 3, p.1795–1797,(1996).
- [78] Tikhonov, A. N., Goncharsky, A., Stepanov, V. V., & Yagola, A. G., "Numerical methods for the Solution of ill-posed problems, new York ;Winston, Wiley, Springer Science & Business Media, Vol.328,(2013).
- [79] Liu, Y., Li, Y., Lou, J., Wang, W., & Zhang, M., "Omni-total variation algorithm for the restoration of all-focused catadioptric image", *Optik-International Journal for Light and Electron Optics, Elsevier*, Vol. 125(14), p.385–3689, (2014).
- [80] Li, Y., Lou, J., & Xu, Y., "Defocus deblurring for catadioptric omnidirectional imaging based on coded aperture and omni-total variation", *Advanced Robotics, Taylor & Francis*, Vol. 29(16), p. 1031–1043,(2015)
- [81] El Kadmiri, O. M. A. R., & Masmoudi, L., "A new corner detection method for omnidirectional images, *Journal of Theoretical & Applied Information Technology*, Vol.58(2), p. 283–290, (2013
- [82] Liu, Y., Li, H., Li, Y., Liu, J., & Zhang, M., "Coded aperture enhanced catadioptric optical system for omnidirectional image deblurring", *Optik-International Journal for Light and Electron Optics, Elsevier*, Vol. 125(1), p.11-17,(2014).

-
- [83] Chan, T. F., & Shen, J., "Theory and computation of variational image deblurring", In *Mathematics And Computation In Imaging Science And Information Processing*, World Scientific, p. 93–130,(2007).
- [84] Rudin, L. I., Osher, S., & Fatemi, E., "Nonlinear total variation based noise removal algorithms", *Physica D : nonlinear phenomena*, Elsevier, Vol. 60(1-4), p. 259–268, (1992).
- [85] Rudin, L. I., & Osher, S., " Total variation based image restoration with free local constraints", In *Image Processing, ICIP-94 Proceedings, International Conference, IEEE*, Vol. 1, p. 31–35, (1994).
- [86] Chambolle, A., & Lions, P. L., "Image recovery via total variation minimization and related problems", *Numerische Mathematik*, Springer, Vol. 76(2), p.167-188, (1997).
- [87] Wang, Y., Yang, J., Yin, W., & Zhang, Y., "A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction", *SIAM Journal on Imaging Sciences*, Vol. 1(3), p. 248-272, (2008).
- [88] Chan, T. F., Golub, G. H., & Mulet, P., "A nonlinear primal-dual method for total variation-based image restoration", *SIAM journal on scientific computing*, Vol. 20(6), p. 1964-1977,(1999).
- [89] Rodriguez, P., & Wohlberg, B., "An iteratively reweighted norm algorithm for total variation regularization", In *Signals, Systems and Computers, ACSSC'06, Fortieth Asilomar Conference on, IEEE*, p. 892-896, (2006).
- [90] Chambolle, A., Tan, P., & Vaiter, S., "Accelerated Alternating Descent Methods for Dykstra-like problems, *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, Vol. 59(3), p. 481-497, (2017).
- [91] Sanders, T., Gelb, A., Platte, R. B., Arslan, I., & Landskron, K., "Recovering fine details from under-resolved electron tomography data using higher order total variation ℓ_1 regularization", *Ultramicroscopy journal*, Elsevier, Vol.174, p.97–105,(2017)

- [92] Zenati, S., Boukrouche, A., & Boubchir, L., "Reconstruction of catadioptric omnidirectional images using dual alternating total variation minimization", *Evolving Systems*, Springer, p. 1-17,(2018)
- [93] Zenati, S.,& Boukrouche, A., "A Technique Combining Optimal Filtering and Periodicity, *AIP journal*, Vol. 1019(1, p. 408–413, (2008).
- [94] Zenati, S., & Boukrouche, A. "Deconvolution problem 1D and 2D cases solution," 5th International Symposium on Mechatronics and Its Applications, Amman, 2008, pp. 1-6. doi : 10.1109/ISMA.2008.4648864,(2008).
- [95] Zenati, S., & Boukrouche, A., "Iterative and noniterative deconvolution for 1D and 2D signals", *Journée sur les Signaux et Systèmes JSS'07 2007*, 14-15 Novembre 2007 - Université de Guelma, Algérie
- [96] Zenati, S., & Boukrouche, A.," Deconvolution approach for 2D signals", *Colloque International sur les EDP et leurs applications CISEDPA'07*, Université de Guelma, Algérie, 05-07 Novembre (2007)
- [97] Badeva, V., & Morozov, V., "Problèmes incorrectement posés : théorie et applications en identification, filtrage optimal, contrôle optimal, analyse et synthèse de systèmes, reconnaissance d'images", *Masson*,(1991).
- [98] Saadi, S., Guessoum, A., Bettayeb, M., & Abdelhafidi, M. K., "Blind restoration of radiological images using hybrid swarm optimized model implemented on FPGA",*Int. Arab J. Inf. Technol*, Vol.11(5),p. 476–486), (2014).
- [99] Bansal, M., Devi, M., Jain, N., & Kukreja, C., "A proposed approach for biomedical image denoising using PCA-NLM", *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology, Development*,Vol.6(6), p.13–20, (2014).
- [100] Ertas, M., Yildirim, I., Kamasak, M., & Akan, A., "An iterative tomosynthesis reconstruction using total variation combined with non-local means filtering", *Biomedical engineering online*, *BioMed Central*, Vol. 13(1), p. 65, (2014).
- [101] Muth, S., Dort, S., Sebag, I. A., Blais, M. J., & Garcia, D., "Unsupervised dealiasing and denoising of color-Doppler data", *Medical image analysis*, Elsevier, 15(4), p. 577-588, (2011).

-
- [102] Neveux, P., & Thomas, G., "Robust constrained deconvolution", Signal processing, Elsevier, Vol. 81(4), p. 809–817, (2001).
- [103] Wang, R., Li, S., & Kuruoglu, E. E., "A novel algorithm for image denoising based on unscented Kalman filtering", International Journal of Information and Communication Technology, Inderscience Publishers Ltd, Vol.5(3–4), p. 343–353,(2013).
- [104] Baudoin, F., & Wang, J., "The subelliptic heat kernels of the quaternionic Hopf fibration", Potential Analysis, Springer, Vol. 41(3), p. 959-982, (2014).
- [105] Lyons, D. W., "An elementary introduction to the Hopf fibration", Mathematics magazine, Taylor & Francis, Vol.76(2), p. 87–98, (2003).
- [106] Zenati, S., & Boukrouche, A., "Deconvolution for uncertain systems", 6th International Symposium on Mechatronics and its Applications, Sharjah, IEEE, p. 1-6, doi : 10.1109/ISMA.2009.5164816, (2009).
- [107] Dussault, J. P., "Optimisation mathématiques avec applications en imagerie", Sherbrooke, Québec, Canada, (2015).
- [108] Bolzern, P. Colaneri, G. De Nicolao : 'Optimal robust filtering with time-varying parameter, uncertainty, International Journal of Control, Taylor & Francis, Vol.3(3), p. 557-576, (1996).
- [109] Sartorio, A., De Nicolao, G., Pizzini, G., & Liberati, D., "Non-parametric deconvolution provides an objective assessment of GH responsiveness to GH-releasing stimuli in normal subjects", Clinical endocrinology, Wiley Online Library, Vol. 46(4), p. 387-395, (1997).
- [110] Mullis, P. E., Rani Pal, B., Matthews, D. R., Hindmarsh, P. C., Phillips, P. E., & Dunger, D. B., "Half-life of exogenous growth hormone following suppression of endogenous growth hormone secretion with somatostatin in type I (insulin-dependent) diabetes mellitus. Clinical endocrinology, Wiley Online Library, Vol. 36(3), p. 255-263, (1992).
- [111] <https://www.laetusinpraesens.org/docs10s/ninefold.php>

-
- [112] Dokmanić, I., & Lu, Y. M., "Sampling sparse signals on the sphere : Algorithms and applications", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 64(1), p. 189-202, (2016).
- [113] Mohlenkamp, M., "A user's guide to spherical harmonics", Technical report, Department of Mathematics, Ohio University, (2010).
- [114] Calixto, M., Guerrero, J., & Sánchez-Monreal, J. C., "Sampling theorem and discrete Fourier transform on the Riemann sphere", *Journal of Fourier Analysis and Applications*, Springer, Vol. 14(4), p.538, (2008).
- [115] <https://sites.uclouvain.be/ispgroup/yawtb/pmwiki.php/Main/Presentation>
- [116] Puig, L., Sturm, P., & Guerrero, J. J., "Hybrid homographies and fundamental matrices mixing uncalibrated omnidirectional and conventional cameras", *Machine vision and applications*, Springer, Vol. 24(4), p. 721-738, (2013).
- [117] Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P., "Image quality assessment : from error visibility to structural similarity", *IEEE transactions on image processing*, Vol. 13(4), p. 600-612, (2004).
- [118] Yakhdani, M. F., & Azizi, A., "Quality assessment of image fusion techniques for multisensory high resolution satellite images (case study : IRS-P5 and IRS-P6 satellite images)". In : *ISPRS TC VII symposium*, na, Vol. 39, p. 204–209, (2010).
- [119] Rizkallah et al. (2018).
- [120] Vishwakarma, A., K., & Mishra, A., "Color image enhancement techniques : a critical review", *Indian J. Comput. Sci. Eng*, vol.3(1), p.39–45, (2012).
- [121] Sangwine, S., J & Horne, R., E., "The colour image processing handbook", Springer Science & Business Media, (2012).
- [122] (www.wired.com/2008/07/olympus-omni-di/).
- [123] El Jaouhari, Z., Zaz, Y., Moughyt, S., El Kadmiri, O., & El Kadmiri, Z., Dual-axis Solar Tracker Design Based on a Digital Hemispherical Imager. *Journal of Solar Energy Engineering*, (2018).
- [124] Singh, J., Pliefke, S., & Hess, H. , "Vehicle vision system with calibration algorithm", U.S. Patent App.15/914,059, Google Patents, (2018).

- [125] T, Chikaraishi, T Minato, H, Ishiguro, "Development of an Android System Integrated with Sensor Networks", *Geminoid Studies : Science and Technologies for Humanlike Teleoperated Androids*, Springer, p.1-19,(2018).
- [126] Azar, A. T., Ammar, H. H., & Mliki, H., "Logic Controller ith Color Vision System Tracking for Mobile Manipulator Robot". In : *International Conference on Advanced Machine Learning Technologies and Applications*. Springer, Cham, p. 138-1462018.
- [127] Barone, S., Carulli, M., Neri, P., Paoli, A., & Razionale, A., "An omnidirectional vision sensor based on a spherical mirror catadioptric system", *Sensors*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, Vol. 18(2), p. 408, (2018).
- [128] Chen, Z., "Bayesian filtering : From Kalman filters to particle filters, and beyond", *Statistics journal*, Vol.182(1),p. 1–69, (2003).
- [129] Wang, X., Chen, R., & Liu, J. S., "Monte Carlo Bayesian signal processing for wireless communications, *Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology*, Springer, Vol. 30(1–3),p.89–105,(2002).
- [130] LeGland, F., " Filtrage particulaire", 19^{ème} Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA' 2003, GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images, (2003).
- [131] Likas, A., Vlassis, N., & Verbeek, J. J., "The global k-means clustering algorithm, *Pattern recognition journal*", Vol.36(2),p.451–461, (2003).
- [132] Pelleg, D., & Moore, A. W., "X-means : Extending k-means with efficient estimation of the number of clusters", *Icml*, Vol. 1, p. 727–734, (2000).
- [133] Zhang, R., & Rudnicky, A. I., " A large scale clustering scheme for kernel k-means, *Object recognition supported by user interaction for service robots*, IEEE, Vol. 4 , p.289–292, (2002).

BIOGRAPHIE DE L'AUTEUR



Soraya Zenati, est née en 1966 à Guelma (nord-est algérien), où elle a poursuivi ses études jusqu'à l'obtention du baccalauréat (Mathématiques) en 1985. Elle rejoint l'université de Annaba la même année pour suivre une formation en Électronique. En 1990, elle obtient son ingéniorat, option "contrôle industriel". Depuis 1990, jusqu'à 2007, elle a occupé plusieurs postes d'enseignement en parallèle à d'autres postes administratifs. Elle a enseigné au lycée, au C.E.M et au centre de formation professionnelle de techniciens supérieur, ainsi qu'à l'université

comme enseignante vacataire d'informatique. À partir de 2005, elle accède aux études de post-graduation pour préparer un mémoire de Magister en informatique Industrielle à travers lequel elle a posé une étude dédiée au diagnostique médicale, par le biais de la déconvolution d'un problème mal posé, appliquée aux image médicale ordinaires infectées par le flou additionné aux bruits. En 2007, elle soutient son Magister et devient M.A.B en 2012, au département d'informatique de l'université Badji-Mokhtar – Annaba, puis M.A.A à partir de 2013. Elle a encadré et dirigé plusieurs projets de fin d'études de Licence en Informatique. Soraya.zenati est actuellement membre du laboratoire : Inverse Problems, Modelling, Information and Systems (PI : MIS), Université de Guelma, Algérie. Dans le cadre de ses activités de recherche scientifique : Traitement d'images, elle a collaboré, en qualité de membre, à deux projets de recherche et a participé à des conférences internationales spécialisées dans le domaine de Mathématiques, traitement de signal et image ainsi qu'à certains congrès des systèmes inverse .

CONTRIBUTIONS SCIENTIFIQUES

- **Journaux internationaux**

1. Soraya Zenati, Abdelhani Boukrouche & Larbi Boubchir, “**Reconstruction of Catadioptric Omnidirectional Images Using Dual Alternating Total Variation Minimization**”, Evolving Systems (EVOS), Springer Berlin Heidelberg (November, 2018).
<https://doi.org/10.1007/s12530-018-9257-5>,
ISSN imprimée : 1868-6478, ISSN en ligne : 1868-6486
2. Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche, “**A Technique Combining Optimal Filtering and Periodicity**”, 1st Mediterranean Conference on Intelligent Systems and Automation, CISA’08, June 30th - July 2nd 2008 – Annaba, Algeria.
Volume 1019, Issue 1 > 0.1063/1.2953014
<http://aip.scitation.org/doi/abs/10.1063/1.2953014>

- **Actes de congrès internationaux avec comité de lecture**

1. Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche, “**Deconvolution for Uncertain System**”, 6th international symposium on mechatronics and its applications, ISMA’09, 23-26 March 2009, Sharjah, United Arab Emirates. <http://ieeexplore.ieee.org/document/5164816/>
2. Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche, “**Wiener Filter Improvement On The Sphere**”, 7th International Symposium On Mechatronics and its applications, ISMA’10., Sharjah, United Arab Emirates.
http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=5478423

3. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, et **Philippe Neveux**, "Deconvolution For Slowly Time-Varying Systems 3D Cases", IEEE 3rd international conference on image processing, theory, tools and applications (IPTA'3), 20-22 April 2010, october 15-18, 2012 Istanbul, Turkey.
<http://ieeexplore.ieee.org/document/6469552/>.
4. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, "Classical Processing For Plane And Omnidirectional Images", IEEE 4th International Conference On Image Processing, Theory, Tools And Applications (IPTA'4), October 15-18, 2015 FRANCE. <http://ieeexplore.ieee.org/document/7367112/>.
5. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, "Robust Deconvolution Algorithm", 6th International ISAAC Congress", Ankara, Turquie du 13 au 18 Août 2007. https://www.researchgate.net/publication/270103848_Robust_deconvolution_algorithm
6. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, "Deconvolution Problem 1d And 2d Cases Solution", The 5th International Symposium on Mechatronics and its Application, ISMA'08, 27-29 May 2008--Princess Sumaya, University For Technology. Amman, Jordan.
<http://ieeexplore.ieee.org/document/4648864/>
7. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, "Deconvolution Approach For 2D Signal", Colloque International sur les EDP et leurs applications CI-SEDPA'07, 05-07 Novembre 2007 université de Guelma, Algérie.
8. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, "Deonvolution For Incertain Systemes 1D And 2D Cases Solution", conference on numerical analysis and optimization, nao'2008, 6-8 april 2008--Sultan Qaboos University, Muscat, Oman.
9. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, "Ill-Posed Problem 1d And

2d Solution”, the fourth international conference « inverse problems : modeling and simulation » IP :m & S’2008, May 26-30, 2008, Fethye–Turkey.

10. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, ”Deconvolution For Slowly Time-Varying Systems”, 5eme Workshop ‘Applications Médicales De L’informatique : Nouvelles Approches’, Amina’10 Monastir 18–20 Novembre 2010 Tunisie.

- **Congrès nationaux**

1. **Soraya Zenati, Hakim Doghmane & Abdelhani Boukrouche**, ”Une Adaptation Du Filtre De Wiener Aux Images Omnidirectionnel”, LES 1^{res} Journées Scientifiques sur l’informatiques et ses Applications, Guelma du 03- 04 mars 2009 (JSIA’09), Algérie.
2. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, ”Iterative And Noniterative Deconvolution For 1d And 2d Signals”, Journée sur les Signaux et Systèmes JSS’07 2007, 14-15 Novembre 2007 - Université de Guelma, Algérie.
3. **Soraya Zenati & Abdelhani Boukrouche**, ”Une Contribution Par Deconvolution Dans L’aide A La Décision Médicale”, Journée Des Jeunes Chercheurs En Informatique JCI’08, 20 Mai 2008 – université de Guelma, Algérie.

Annexes

A - Autres miroirs, solutions de la *SVPC*

En plus des miroirs vus au chapitre 3, ils existent d'autres qui peuvent être une solution de la *SVPC*. Les systèmes catadioptriques qui sont à la base de ces miroirs sont rarement utilisés à cause de leurs réalisations qui sont souvent très compliquées.

A.1 Miroirs plans

Le miroir plan situé à $z_1 = c_1/2$ est une solution de l'équation de la *SVPC*. Effectivement le *SVP* existe. Il est sur la bissectrice perpendiculaire à la droite reliant le sténopé et le *SVP*, (voir FIGURE 1).

Il est possible de montrer que la seule solution est la médiatrice de la ligne joignant le sténopé au *SVP*. Par conséquent, pour un sténopé fixe, deux miroirs plans différents ne peuvent pas partager le même *SVP* effectif. Pour chacun de ces miroirs plans, le *SVP* a une réflexion différente dans le plan. Cela signifie qu'il est impossible d'améliorer le champ de vision en utilisant une seule caméra perspective et un nombre arbitraire de miroirs plans, tout en respectant la *SVP*.

Si plusieurs caméras sont utilisées, alors des solutions utilisant plusieurs miroirs plans

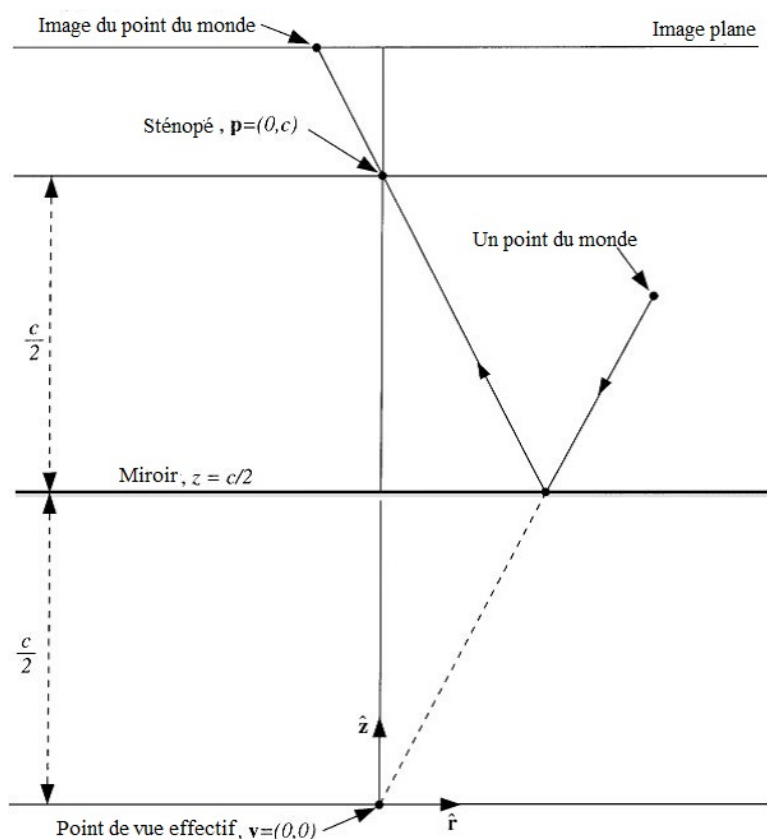


FIGURE 34 – Le miroir plan

sont possibles. Citons par exemple, le capteur ” Full-View ” vu dans la sous-section Systèmes à caméras multiples du chapitre 2 et illustré par la FIGURE 2. 7. Ce capteur contient un point de vue unique moyennant une juxtaposition des quatre *SVPCs*. L’utilisation du miroir plan présente les mêmes inconvénients rencontrés par les systèmes à caméras multiples à savoir le temps de traitements des images et les angles morts

A.2 Miroirs elliptiques

Le miroir elliptique est rarement utilisé pour construire les capteurs catadioptriques. Il a une forme concave et le *SVP* est à l’intérieur du miroir. Pourtant, le miroir elliptique est la première solution qui peut réellement être utilisée pour amé-

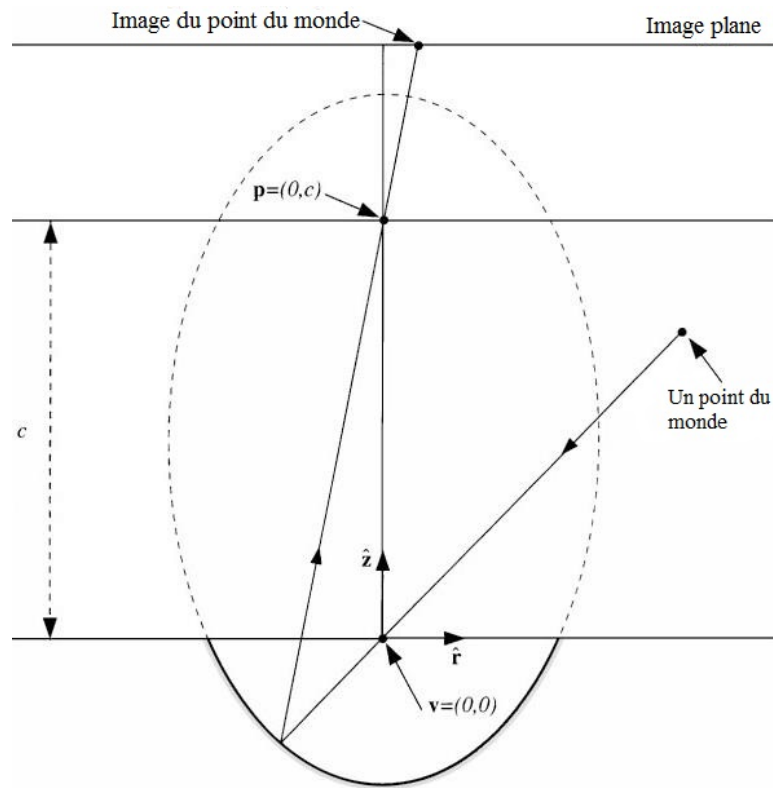


FIGURE 35 – Le miroir elliptique

liorer le champ de vision d'une caméra tout en conservant un *SV**P* efficace. Comme le montre FIGURE 2. Si le *SV**P* et le sténopé sont au foyer du miroir dont la section est ellipsoïdale, située en dessous du *SV*) avec ($z_1 < 0$), le champ de vision effectif est l'hémisphère supérieur entier.

A.3 Miroirs coniques

Si nous admettons que $k_1 \geq 2$ et $c_1 = 0$ dans l'équation (3.2), z_1 sera alors : $z_1 = \sqrt{\frac{k_1 - 2}{2}} r_1^2$, on obtient ainsi un miroir de révolution conique dont l'angle du sommet est $2\tau_1$ avec : $\tan \tau = \sqrt{\frac{2}{k_1 - 2}}$. et par conséquent le miroir conique est une solution de la *SVPC*.

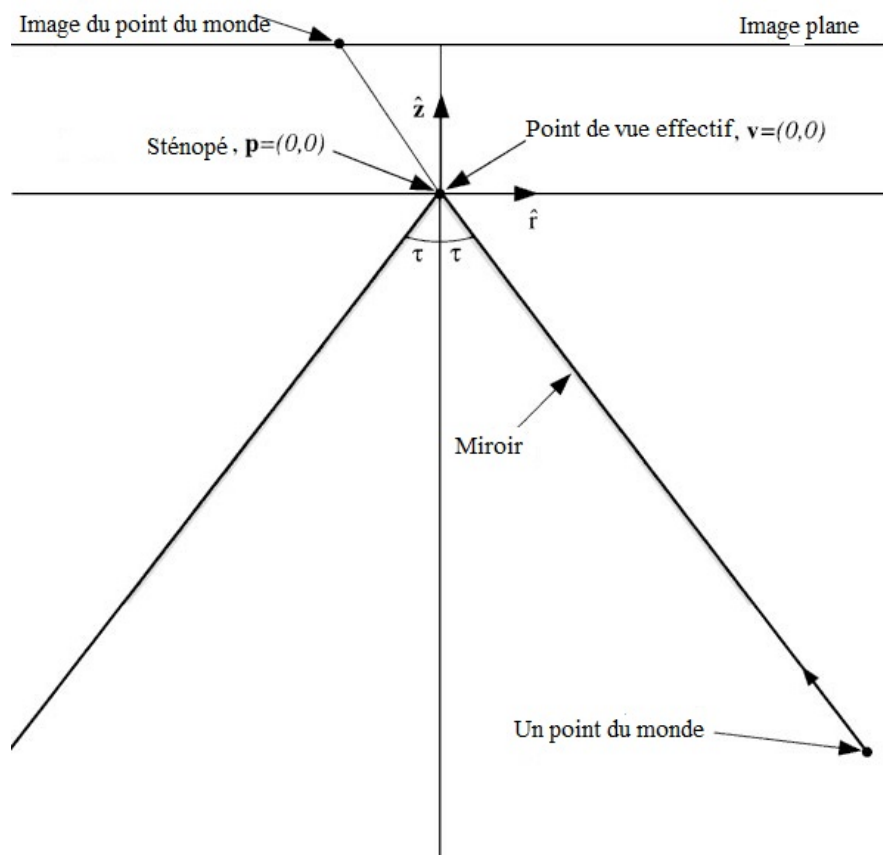


FIGURE 36 – Le miroir conique

Du fait que, le sténopé est situé au sommet du cône, alors c'est une solution dégénérée qui ne peut pas être utilisée pour construire un large champ de vision avec un *SVP*, (voir FIGURE 2).

Si le sténopé est éloigné du sommet du cône suivant son axe, le *SVP* n'est plus un seul point, mais plutôt un cercle. Si 2τ est l'angle au sommet du cône, le rayon du cercle des *SVP* est $e \cdot \cos(2\tau)$, où e est la distance entre le sténopé et le sommet du cône sur son axe.

Si $\tau > 60^\circ$, le lieu circulaire se trouve à l'intérieur (en dessous) du cône, si $\tau < 60^\circ$ le lieu où le *SVP* se trouve à l'extérieur (au-dessus) du cône, et si $\tau = 60^\circ$ le cercle se

trouve sur le sommet du cône.

A.4 Miroirs sphériques

A partir de l'équation (3.3), et si nous posons $c_1 = 0$ et $k_1 > 0$, nous obtenons le miroir sphérique avec comme expression : $z_1^2 + r_1^2 = \frac{k_1}{2}$.

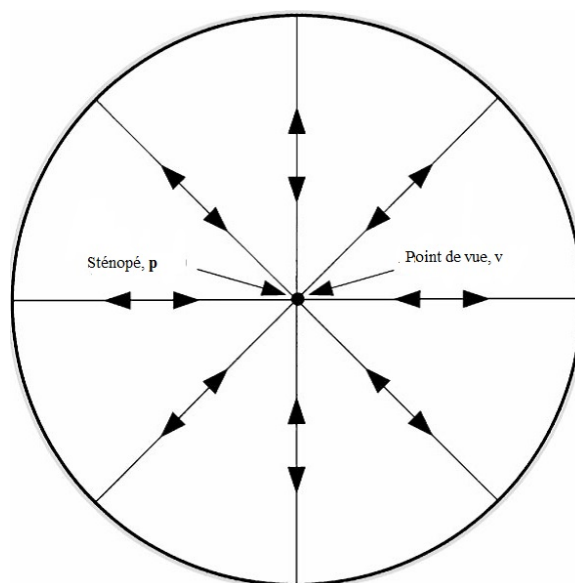


FIGURE 37 – Le miroir sphérique

Le miroir sphérique vérifie la *SVPC* lorsque le *SVP* se trouve au centre de la sphère. Comme le cône, le miroir sphérique est une solution dégénérée qui ne peut pas être réellement utilisée pour construire un capteur de large champ de vision avec un *SVP*. Puisque ce dernier et le sténopé coïncident avec le centre de la sphère.

Les rayons lumineux émis par le centre de la sphère sont réfléchis sur sa surface directement à partir de son centre. De ce fait l'observateur ne verra rien d'autre que lui-même, comme il est illustré dans la FIGURE 3.6. Malgré cet handicap, la sphère a été largement utilisée pour construire un large champ de vue. Dans leurs implémentations, les auteurs ont placé le sténopé à l'extérieur de la sphère et donc il n'y a pas de *SVP* effectif. Le lieu du *SVP* peut uniquement être calculé, en utilisant

un bagage mathématique très puissant.

B - Le filtrage particulaire

Cette méthode n'est en réalité qu'une amélioration du filtre optimale [93, 75] et celui de la méthode proposée dans la section 4.4.4 où nous avons développé un filtre optimale qui s'intéresse à la deconvolution des images ordinaires et omnidirectionnelles par la méthode du filtre de Kalman étendu. Cette procédure de prédiction introduit les incertitudes causés par les systèmes électroniques de l'acquisition ou les systèmes de stockage dont leurs paramètres changent lentement dans le temps. La nouveauté apportée dans cette partie est l'application de l'échantillonnage par importance qui se traduit par l'affectation des poids aux particules selon la vraisemblance entre elles.

le filtre particulaire combine le filtre de Kalman décrit dans la section 4.4.4 avec la méthode connue de Monté-Carlo [128, 129, 130]. Son principe repose sur le choix d'une particule parmi N jetées, la plus performante et la plus précise dans les limites des connaissances a priori. Dans l'équation (4.51), l'incertitude sur l'état initial est décrite par la distribution de probabilité.

$$X_0 \sim \mu_0(dx) \quad (11)$$

Une fonction de vraisemblance est associée pour quantifier le poids de chaque état x par rapport à l'observation $y(t)$, cette fonction dépend de l'écart entre l'observation $u(t)$ que nous voulons estimer si le système occupait l'état x et l'observation $y(t)$. Pour chaque particule nous choisissons N variables aléatoires ou plus précisément pseudo aléatoires. Ce groupe de valeurs est inclus dans l'intervalle de confiance définie initialement autour de la valeur nominale [75]. Pour chaque valeur traitée l'algorithme affecte un poids évalué par l'écart entre valeur observée et souhaitée selon le

modèle définie en (59). Un ré-échantillonnage est lancé après chaque manipulation en éloignant les particules de poids faible et les remplacer par d'autres plus précises. Ce ré-échantillonnage alourdi un peu le travail parce qu'il faut exécuter l'algorithme N fois pour trouver une seule valeur. Mais les résultats montre l'efficacité de la méthode malgré le grand temps d'exécution. Le processus se déroule de la façon suivante :

1. À l'instant $t=0$: initialiser la particule par N pseudo valeurs indépendantes autour de la valeur nominale.
2. Pondérer toutes les N valeurs obtenues par w_{i_0} par l'écart entre la valeur initialement observée et sa correspondante suivant le modèle définie préalablement.
3. Sélection parmi les N valeurs précédentes, celle qui présente un poids plus élevé. Cette sélection suit un caractère posé initialement qui vérifie le nombre de particules par itération.
4. Le ré-échantillonnage génère de nouvelles valeurs appartenant aux intervalles de confiance autour des valeurs sélectionnées en 3.
5. Répéter 2, 3 et 4 jusqu'à l'obtention d'une stabilité. La stabilité est vérifiée si l'écart atteint la plus petite valeur possible et qui soit presque le même pour tout les particules sélectionnées.

C - Segmentation par la méthode des *k-means*

L'outil classique de classification le plus fréquent est celui de la méthode des *k-means* non supervisée qui permet de ranger ou ordonner les éléments semblables d'un ensemble en groupes (Clusters).

Cette méthode peut intervenir dans la segmentation de l'image [131, 132, 133] en la considérant en termes d'intensité, comme un ensemble de données et les intervalles de niveaux de gris comme classes ou groupes. Chaque cluster range un ensemble de pixels autour de son centre. Cette méthode vise surtout à minimiser la variance qui peut être traduite par la distance séparant les points de la région (cluster) entre eux.

L'algorithme ci-dessous suppose que les caractéristiques des données forment un espace vectoriel et essaie de trouver une relation naturelle entre elles. Les pixels sont groupés autour d'un centre obtenu par la minimisation du critère \mathcal{V} suivant :

$$\mathcal{V} = \sum_{i=1}^{k_m} \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2 \quad (12)$$

k_m représente le nombre de régions S_i , tel que $i = 1 \dots k_m$ et μ_i est le centre de la région, autrement dit c'est la moyenne de tous les points qui font partie de la région en question et x_j un point appartenant à cette région ensuite :

1. Calcule de la moyenne de chaque classe (cluster).
2. Calcule de la distance de chaque pixel pour chaque classe par le calcul de sa variance par rapport au noyau de cette classe.
3. Répéter les deux étapes précédentes jusqu'à la stabilisation du critère.

La première affectation de points aux clusters peut être faite d'une manière aléatoire. Au cours des itérations, l'algorithme tente de minimiser le critère \mathcal{V} , sur tous les groupes. La convergence est atteinte lorsque la fonction objective \mathcal{V} ne peut pas être réduite davantage.

L'image segmentée obtenue peut être améliorée par des corrections aux voisinages ou par un filtre médian. Mais le but principale de notre travail n'est pas la segmentation elle même mais de montrer la possibilité de son utilisation dans sa version original pour l'image omnidirectionnelles, dans les deux cas classique et sphérique.