

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DUGENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

## Mémoire de Fin d'Etudes De MASTER ACADEMIQUE

Domaine : **Sciences et Technologies** Filière : **Génie électrique**  
Spécialité : **Réseaux et Télécommunications**

*Présenté par*

**Dyhia MAKHLOUF**

Thème

**Estimation De Mouvement Dans Les Images Sphériques**

*Mémoire soutenu publiquement le /07/2017.devant le jury composé de:*

**M Mourad Lazri NOM**

Grade, Lieu d'exercice,Président

**M Alouache Djamel**

Maitre de conférences B,UMMTO,Encadreur

**M Fethi Oualouche**

Grade, Lieu d'exercice, Examineur

## Remerciements

Je tiens à témoigner ma profonde gratitude et mes remerciements les plus sincères à mon promoteur Mr. D.Alouache de m'avoir encadré, suivi et soutenu tout au long de ce travail.

Je remercie également les membres du jury qui me feront l'honneur de juger mon travail.

Je tiens à remercier tous ceux qui m'ont encouragé et ont été la pour moi toujours que ce soit mes amis ou autre en particulier Meziane et Agawniw.

Enfin, je tiens du cœur à remercier mon adorable famille commençant par ma mère et mon père pour tout l'encouragement et les sacrifices qu'ils ont fait pour que je sois là aujourd'hui, je ne vous remercierai jamais assez. Je remercie aussi mes sœurs et frères qui m'ont toujours soutenu : Safia, Yazid, Dalila, Karim.

# Dédicace

Aux deux personnes les plus chers à mon cœur yema et vava

A la mémoire de hanaa

## Glossaire

**4SS** :Four Step Search

**ARPS** :Adaptive Rood Pattern Search

**BM**:Block- Matching

**CC**: Central Coefficient

**NCC** : Normalized Central Coefficient

**DS**:Diamond Search

**FS**:Full Search

**EAM**:Erreur Absolue Moyenne

**HBS**:Hexagon Based Search

**IE**:Image Erreur

**MAD**: Mean Absolute Difference

**MBM**:Multi-resolution Block-Matching

**MSBM**:Multi-resolution Spherical Block-Matching

**MSE**: Mean Square Error

**NTSS** :New Three Step Search

**PSNR**:Peak Signal to Noise Ratio

**SBM**:Spherical Block-Matching

**SVP**:Single View Point

**SAD**:Sum of Absolute Differences

**SSD**: Sum of Square Differences

**SESTSS**:Simple Efficient Search Three Step Search

**TSS**:Three Step Search

**NTSS**:New Three Step Search

**ZNSAD**: Zero-mean Normalized Sum of Absolute Differences

**CCD**: Charge-Coupled Device

## Table des matières

Chapitre I	La vision omnidirectionnelle
I.1	Préambule..... 3
I.2	Image..... 4
I.3	Vision omnidirectionnelle ..... 5
I.3.1	Images multiples..... 6
a)	Systèmes rotatifs ..... 6
b)	Systèmes de caméras multiples..... 7
I.3.2	Objectifs grand angle (Fish Eye)..... 9
I.3.3	Systèmes catadioptriques..... 9
I.4	Modélisation d'une caméra ..... 16
I.4.1	Modélisation d'une caméra catadioptrique..... 17
I.4.2	Modèle de projection unifié..... 17
I.5	Calibrage des caméras catadioptriques..... 18
I.5.1	Le calibrage intrinsèque ..... 19
I.5.2	Le calibrage avec des mires..... 19
Chapitre II	<b>Méthodes d'estimation du flot optique</b>
II.1	Préambule..... 21
II.2	Flot optique..... 22
II.3	Mouvement..... 22
II.4	Représentation du flot optique..... 23
II.5	Méthodes d'estimation du flot optique classiques..... 25
II.5.1	Equation de contrainte du flot optique ..... 25
II.5.2	Problème d'occlusion ..... 26
II.5.3	Méthodes différentielles ..... 27
II.5.4	Méthodes statistiques..... 28
II.5.5	Méthodes fréquentielles..... 29
II.5.6	Méthodes de mise en correspondance de blocs ..... 30
II.5.7	Estimation en multi-résolution ..... 30
II.6	Traitement d'images omnidirectionnelles ..... 31
II.6.1	En utilisant la géométrie du miroir..... 33
II.6.2	Traitement sur plan en passant par la sphère..... 34
II.6.3	Traitement d'image sur la sphère ..... 35

## Table des Matières

Chapitre III	La méthode de mise en correspondance de blocs
III.1	Préambule..... 38
III.2	La méthode de mise en correspondance de blocs..... 39
III.2.1	Principe du Block-Matching..... 39
III.2.2	Dimension optimale du bloc et de la fenêtre de recherche..... 40
III.2.3	Prediction avant arrière..... 41
III.2.4	Critère d'évaluation(comparaison) de l'algorithme ..... 42
III.3	Stratégies de recherche..... 43
III.3.1	Algorithme de recherche exhaustive (FS) ..... 44
III.3.2	Algorithmes non exhaustives ..... 44
III.4	Méthode Multi-resolution Block Matching (MBM) ..... 52
III.4.1	Pyramide multi-résolution ..... 53
III.4.2	Algorithme du BM en multi-résolution ..... 55
III.5	L'équivalence de projection catadioptrique et stéréographique ..... 56
III.5.1	Traitement sur la sphère ..... 56
III.6	Méthode de mise en correspondance des blocs sphérique (SBM) ..... 58
III.6.1	Principe SBM ..... 59
III.6.1.1	Algorithme du Block-Matching Sphérique ..... 61
III.6.2	Block-Matching Sphérique en multi-résolution ..... 61
IV	.Evaluation..... 63
IV.1	PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)..... 63
IV.2	Image erreur ..... 63
V	. Application ..... 64
V.1	Application aux images de synthèses ..... 64
V.2	Application aux images réelles..... 66
VI	.Block-Matching Sphérique en Multi-résolution..... 70
VI.1	Images réelles ..... 70
VII	.Application de différents algorithmes recherche..... 74

## Liste des Figures

<b>Figure I.1</b> : Image en niveaux de gris (a), synthèse additive RGB (b).....	4
<b>Figure I.2</b> : Image multi-spectrale .....	5
<b>Figure I.3</b> : Image panoramique (1), image omnidirectionnelle (2).....	6
<b>Figure I.4</b> : Exemple d’image panoramique à système rotatif : (a) système rotatif, (b) Image panoramique reconstituée à l’aide de trois images captées par une caméra en rotation.....	7
<b>Figure I.5</b> : Systèmes rotatifs .....	8
<b>Figure I.6</b> : Système FullView .....	8
<b>Figure I.7</b> : Objectif grand angle.....	9
<b>Figure I.8</b> :Système catadioptrique .....	10
<b>Figure I.9</b> : Capteur catadioptrique non central.....	11
<b>Figure I.10</b> : Capteur catadioptrique central .....	12
<b>Figure I.11</b> : Formation de l’image par réflexion sur un miroir plan.....	13
<b>Figure I.12</b> : Miroir conique.....	13
<b>Figure I.13</b> : Miroir elliptique .....	14
<b>Figure I.14</b> : Miroir sphérique.....	14
<b>Figure I.15</b> : Miroir hyperboloïde.....	15
<b>Figure I.16</b> : Miroir parabolique.....	16
<b>Figure I.17</b> : Modélisation d’une caméra perspective .....	16
<b>Figure I.19</b> : Calibrage avec des mires.....	19
<b>Figure II.20</b> : Représentation du mouvement apparent par un vecteur déplacement.....	22
<b>Figure II.21</b> : Illustration du phénomène .....	23
<b>Figure II.22</b> :Cartographie couleurs(a),représentation du champ de déplacement sous forme de vecteurs (b).....	24
<b>Figure II.23</b> : Illustration du problème d’ouverture .....	26
<b>Figure II.24</b> : Illustration du problème d’occlusion .....	26
<b>Figure II.25</b> : Implémentation pyramidale d’une méthode de calcul du flot optique .....	31
<b>Figure II.26</b> : Distorsion d’images omnidirectionnelles .....	32
<b>Figure II.27</b> : Voisinage adapté en utilisant les points du miroir .....	33
<b>Figure II.28</b> : Adaptation du voisinage : voisinage fixe (1), voisinage adapté (2) .....	34
<b>Figure II.29</b> : Adaptation du voisinage en passant par la sphère .....	34
<b>Figure II.30</b> : Traitement d’images sur la sphère.....	35

<b>Figure II.31</b> : Projection de l'image sur l'hémisphère .....	36
<b>Figure II.32</b> : Spherical Block-Matching en multi-résolution.....	37
<b>Figure III.33</b> : Principe de la méthode de mise en correspondance des blocs .....	40
<b>Figure III.34</b> : Exemple de mise en correspondance de blocs : bloc courant(a), bloc cible(b) fenêtre de recherche(c).....	40
<b>Figure III.35</b> : Prédiction avant (a), prédiction arrière (b).....	42
<b>Figure III.36</b> : Recherche Exhaustive : bloc de référence (a), fenêtre de recherche (b) .....	44
<b>Figure III.37</b> : Recherche à Trois Pas .....	42
<b>Figure III.38</b> : Nouvelle Recherche à Trois Pas.....	44
<b>Figure III.39</b> : Recherche à Quatre Pas.....	42
<b>Figure III.40</b> : Grande Croix de Recherche en Diamant(a), Petite Croix de Recherche en Diamant(b).....	47
<b>Figure III.41</b> : Recherche en diamant.....	42
<b>Figure III.42</b> : LHSP (a), SHSP (b).....	44
<b>Figure III.43</b> : Recherche en Diamant Prédicative.....	49
<b>Figure III.44</b> : Recherche Adaptive en Croix.....	57
<b>Figure III.45</b> : Le modèle de recherche correspondant à chaque quadrant.....	59
<b>Figure III.46</b> : Recherche Efficace Simple.....	52
<b>Figure III.47</b> : Principe d'estimation en multi-résolution du mouvement.....	53
<b>Figure III.48</b> : Principe du BM en multi-résolution.....	54
<b>Figure III.49</b> : Equivalence de projection catadioptrique et projection stéréographique.....	54
<b>Figure III.50</b> : Traitement sur la sphère .....	57
<b>Figure III.51</b> : Images spheriques dans la grille $\theta$ et $\varphi$ .....	59
<b>Figure III.52</b> : Block-Matching Sphérique .....	60
<b>Figure III.53</b> : Block-Matching Sphérique en multi-résolution.....	60
<b>Figure III.54</b> : Résultats du BM Séquence de synthèse .....	65
<b>Figure III.55</b> : Résultats du Block-Matching-sphérique.....	65
<b>Figure III.56</b> : Séquence réelle.....	59
<b>Figure III.57</b> : Résultats de comparaison entre BM et SBM.....	60

## Table des Matières

<b>Figure III.58:</b> Résultats du BM et SBM .....	60
<b>Figure III.59:</b> Résultats du MBM et MSBM.....	70
<b>Figure III.60:</b> Résultats du MBM et MSBM.....	60
<b>Figure III.61:</b> Résultats d'algorithmes de recherche non exhaustifs du BM.....	74
<b>Figure III.62:</b> Résultats d'algorithmes de recherche non exhaustifs du SBM.....	75

## **Liste des Tableaux**

**Tableau III.1 :** Résultat de comparaison entre BM et SBM

**Tableau III.2:** Résultat de comparaison entre BM classique et SBM

**Tableau III.3 :** Résultats du BMM et MSBM

**Tableau III.4:** Algorithmes de recherches du BM

**Tableau III.5:** Algorithmes de recherche du SBM

## Résumé

L'attrait de la vision omnidirectionnelle a conduit au développement de différents systèmes d'acquisition tels que les réseaux de caméras, les caméras tournantes ou les capteurs catadioptriques qui sont les plus utilisés de nos jours. Cependant l'image acquise contient des distorsions radiales dues aux mouvements engendrés par les caméras catadioptriques. Ces déformations ont alors des répercussions significatives sur le traitement et l'analyse du mouvement dans les images catadioptriques sphériques.

Dans ce travail, nous présentons une nouvelle méthode de mise en correspondance de blocs pour calculer efficacement le flot optique pour différents mouvements de caméras catadioptrique. Cette méthode consiste à la projection de l'image sur l'espace sphérique afin de régler le problème de l'effet du bloc pour une meilleure estimation plus précise du mouvement, puis nous interpolons à l'espace plan  $\theta$  et  $\varphi$  afin d'appliquer la méthode classique du Block-Matching dans les images panoramiques.

Les champs de déplacements obtenus en utilisant notre méthode proposée sont illustrés sur les images synthétiques et réelles et faire une comparaison entre la méthode classique pour les images perspectives et sphérique pour les images catadioptriques omnidirectionnelles.

**Mots clés :** Images catadioptriques, traitement sur la sphère, Block-Matching sphérique, flot optique, Estimation du mouvement.

### Abstract :

The attraction of omnidirectional vision has led to the development of various acquisition systems such as camera networks, rotating cameras or catadioptric sensors which are the most widely used today. However, the acquired image contains radial distortions due to the movements generated by the catadioptric cameras. These deformations then have significant repercussions on the processing and analysis of motion in spherical catadioptric images.

In this work, we present a new method of block matching to efficiently compute the optical flow for different catadioptric camera movements. This method consists in projecting the image on the spherical space in order to solve the problem of the effect of the block for a more precise estimation of the motion and then interpolate to the plane space  $\theta$  and  $\varphi$  in order to apply the classic Block-Matching method in panoramic images.

The displacement fields obtained using our proposed method are illustrated on the synthetic and real images and make a comparison between the classical method for the perspective and spherical images for the omnidirectional catadioptric images.

**Keywords:** Catadioptric images, sphere processing, spherical Block-Matching, optical flow, motion estimation.

## Introduction

L'attrait de la vision omnidirectionnelle a conduit au développement de différents systèmes d'acquisition tels que les réseaux de caméras, les caméras tournantes ou les capteurs catadioptriques qui sont les plus utilisés de nos jours. La vision omnidirectionnelle s'impose dans divers domaines, tels que la vidéo surveillance (téléconférence), les applications militaires, médicales (segmentation), robotiques mobile (détection d'objets), le codage vidéo (compression).

L'avantage principal des caméras catadioptriques centrales réside dans l'acquisition d'une image omnidirectionnelle en une seule prise avec une augmentation dans le champ de vue pouvant atteindre une vue globale de  $360^\circ$  de la scène observée. La vision catadioptrique consiste à associer un miroir convexe avec une caméra dont l'axe optique est confondu avec l'axe de révolution du miroir.

Cependant l'image acquise contient des distorsions radiales dues à la géométrie du miroir, ainsi des répercussions significatives sur le traitement et l'analyse du mouvement dans les images catadioptriques sphériques.

Les méthodes de mise en correspondance de blocs sont les plus utilisées dans la pratique comme dans les standards de compression vidéo (MPEGx et .26x) pour raison de la simplicité de leur algorithme, nous citons le travail de Jae[2004],Barjatya[2004].

La méthode de mise en correspondance classique des images perspectives reste inconvenable pour le traitement d'images catadioptriques dû au fait qu'un bloc rectangulaire fixe dans les images perspectives ne convient pas aux images omnidirectionnelles.

Le travail de Tasic [2005] est venu avec une nouvelle méthode comme solution pour le problème d'estimation de mouvement dans les images catadioptriques sphériques nommée

## Introduction

'Spherical Block Matching' qui consiste à adapter la méthode de mise en correspondance de blocs, en se basant sur une approche multi-résolution. Bogdanova [2010] a aussi utilisée la méthode de mise en correspondance de blocs sphérique pour l'estimation du mouvement dans les images catadioptriques en faisant apparaître les angles solides de deux images sphériques prises de deux points de vue différents.

Notre travail se porte sur l'estimation du flot optique et analyse de déplacements en utilisant le principe de mise en correspondance de blocs sphérique en réalisant un compromis entre précision et cela en adaptant la méthode aux contextes géométriques des images et temps de calculs en appliquant différents algorithmes de recherches non exhaustives présentés dans le travail de Barjatya[2004] tels que :4SS ,TSS,NTSS,4SS,DS et ARPS.

Ce chapitre introductif sera consacré à un état de l'art sur la vision omnidirectionnelle après une description des différents capteurs et une justification du modèle de projection unifié.

Le second chapitre sera consacré à un état de l'art sur les méthodes d'estimation de mouvement d'une séquence d'images, et nous exposerons les problèmes soulevés des différentes méthodes. Enfin un bref aperçu sur les différentes méthodes adaptées aux images omnidirectionnelles.

Le troisième et dernier chapitre se portera sur la méthode de mise en correspondance de blocs classique et sphérique, et ses différents algorithmes de recherches utilisés dans le domaine de la compression. La dernière partie illustrera les résultats de tests effectués ainsi que leurs interprétations sur la mesure de performances de la méthode sphérique. Nous terminerons ce travail par une conclusion et quelques perspectives.

## I Chapitre I

### La vision omnidirectionnelle

#### I.1 Préambule

L'objectif des systèmes de vision est l'augmentation du champ de vision afin de le rendre panoramique voir omnidirectionnel. Afin d'atteindre cet objectif plusieurs approches ont été développées : les systèmes dioptriques en rotation, les systèmes dioptriques multiples, les systèmes dioptriques avec les lentilles spéciales « fish-eyes » et l'approche catadioptrique qui prend une place importante dans la perception visuelle omnidirectionnelle artificielle.

La vision omnidirectionnelle est utilisée dans plusieurs applications et prend une place importante dans ces domaines tels que : la robotique mobile, téléconférence, surveillance.

Les systèmes dioptriques comportent seulement des lentilles comme éléments réfractifs, d'autre part les systèmes catadioptriques contiennent des miroirs réfléchissants qui permettent d'obtenir la projection de l'environnement 3D, elle a pour avantage le pouvoir d'acquérir des images à champ de vue large en une seule prise. Dans ce chapitre nous présenterons la vision omnidirectionnelle ainsi que le principe de modélisation des caméras

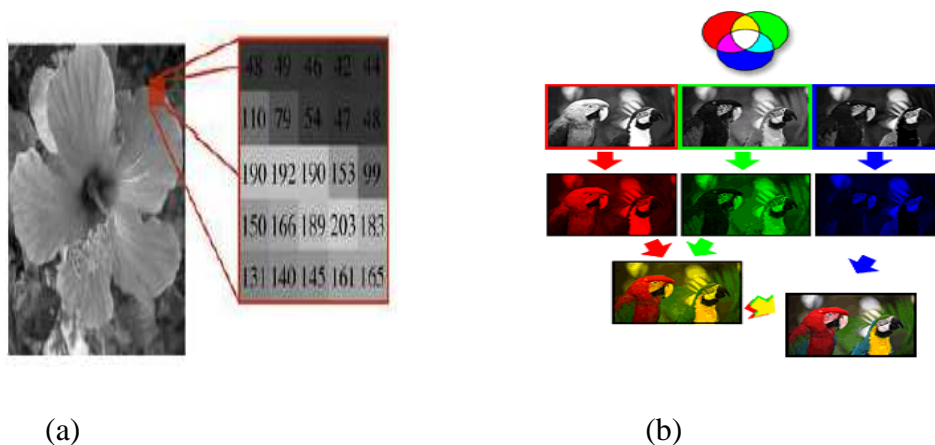
Catadioptriques omnidirectionnelles.

## I.2 Image

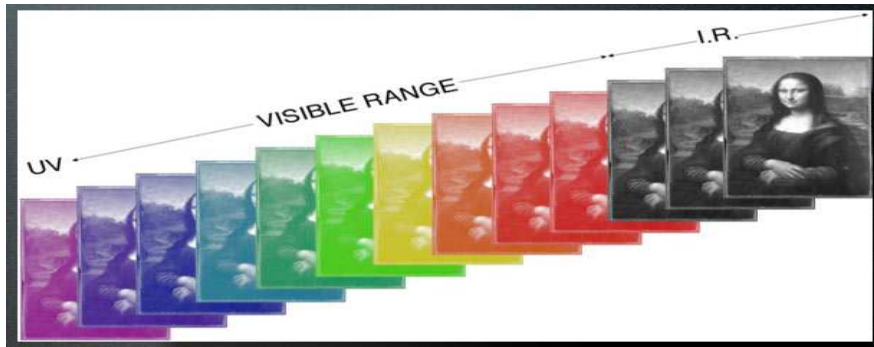
Une image est une représentation dans le plan 2 D d'un ou plusieurs objets réels, elle est décrite sous forme de fonction  $I(x, y)$  où  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales d'un point dans l'image,  $I$  est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur.

Pour analyser et traiter des images par un outil informatique, ces dernières doivent être sous format numérique. Les images numériques sont constituées d'un nombre de points appelés pixels dont l'intensité est définie par des chiffres. La résolution de l'image numérique est le plus souvent exprimée en nombre de pixels par pouce.

Une image peut être codée en niveaux de gris (noir et blanc) appelée image "panchromatique" veut dire toutes les couleurs car elle ne renseigne que sur l'intensité globale du rayonnement visible, sans distinction des fréquences (ou des couleurs). Contrairement aux images couleurs qui tiennent compte du contenu spectral de la lumière réfléchie par les objets, à chaque couleur correspond une fréquence (longueur d'onde autrement dite) précise et qu'en combinant un pourcentage donné des trois couleurs fondamentales (RGB), il est possible d'obtenir n'importe quelle couleur du spectre. D'autre part l'image multi-spectrale contient plusieurs bandes spectrales, nous avons ainsi une définition plus précise de la lumière réfléchie par l'environnement voir les surfaces réfléchies et on peut accéder à des caractéristiques non visibles à l'œil nu. Chaque bande spectrale est caractérisée par sa longueur d'onde.



**Figure I.1 :** Image en niveaux de gris (a), synthèse additive RGB (b)



**Figure I.2 :** Image multi-spectrale

### **I.3 Vision omnidirectionnelle**

La vision omnidirectionnelle est le procédé de vision qui fournit une sphère de vue du monde observé à partir de son centre. La vision panoramique est une réduction de la vision omnidirectionnelle et elle fournit une (image) bande de vue. Dans la pratique, nous avons l'habitude de nommer communément la vision omnidirectionnelle ou la vision panoramique, le résultat d'une vision avec un champ couvrant les  $360^\circ$  par rapport à l'axe vertical.

En vision perspective basée sur l'utilisation d'une seule caméra, donc les images donnent un champ de vue restreint équivalent à un champ de vue d'un seul œil d'où vient son nom monoculaire du mot oculus (œil). Pour améliorer le champ de vision détecté on peut utiliser deux caméras qui permettront de reconstruire la structure 3D des objets avec deux images, on l'appelle stéréovision.

En vision omnidirectionnelle voir panoramique la capacité de fournir des images à un champ de vue large est relayée par une rotation du support des organes visuels pour permettre de couvrir les zones non visibles directement. Soit par l'ajout d'un système de réflexion comme en approche catadioptrique qui nous permet d'atteindre l'objectif de la vision omnidirectionnelle.



(1)

(2)

**Figure I.3 :** Image panoramique (1), image omnidirectionnelle (2)

Dans ce chapitre nous allons voir le principe de la vision omnidirectionnelle et les différentes techniques utilisées.

Plusieurs techniques ont été développées pour augmenter le champ de vue panoramique et omnidirectionnel que l'on peut classer en trois catégories :

- l'utilisation de plusieurs images pour former un panorama
- l'utilisation d'objectifs grands angles (fish-eye)
- l'utilisation d'un miroir (catadioptrique)

### **I.3.1 Images multiples**

Pour augmenter le champ de vue et le rendre panoramique, en premier lieu la technique de fusion d'images en recomposant une image omnidirectionnelle à partir de plusieurs images soit à l'aide des images de la même caméra à différents points de vue en utilisant la rotation, ou par fusion de plusieurs images de plusieurs caméras.

#### **a) Systèmes rotatifs**

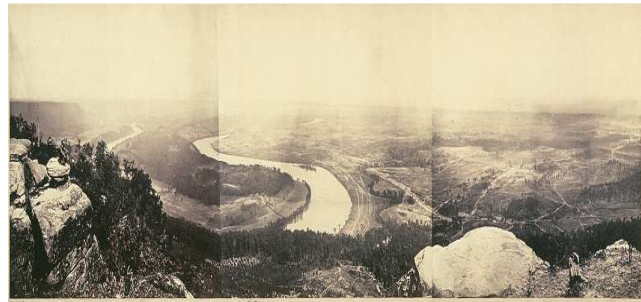
La caméra est montée autour d'un axe vertical en rotation à vitesse angulaire constante, elle fournit différentes prises de vue. Pour reconstruire l'image panoramique à partir des images acquises, une technique d'assemblage appelée mosaïque d'image est utilisée.

Plusieurs systèmes rotatifs ont été proposés pour raison que l'utilisation d'une caméra perspective permet de spécifier la résolution horizontale des images ainsi que la vitesse de rotation.

Leur inconvénient réside dans l'impossibilité de l'utilisation pour des scènes en mouvement, la scène doit donc rester fixe durant toute la phase d'acquisition. Ainsi cette méthode est incapable de percevoir l'environnement omnidirectionnel en un instant, et introduit donc un temps d'acquisition lent.



(a)



(b)

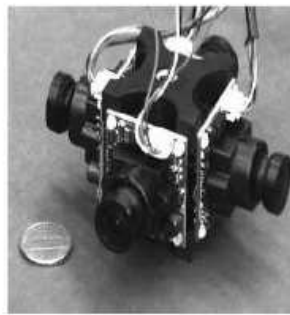
**Figure I.4 :** Exemple d'image panoramique à système rotatif : (a) système rotatif, (b) Image panoramique reconstituée à l'aide de trois images captées par une caméra en rotation

### b) Systèmes de caméras multiples

De nouveaux systèmes ont été proposés afin de régler les problèmes des systèmes rotatifs de lenteur du temps d'acquisition d'image panoramique, parmi les systèmes de caméras multiples qui consiste à fusionner une multitude d'images acquises avec plusieurs caméras montées de manière à avoir une zone de recouvrement entre les différents champs visuels, de plus permet d'atteindre des résolutions raisonnables. L'acquisition de ces images est synchronisée pour toutes les caméras, du coup le temps d'acquisition est réduit.



(a) Camera Ring



(b) Poly camera



(c) Camera Lady Bug



(d) image panoramique obtenu par Ring Cam

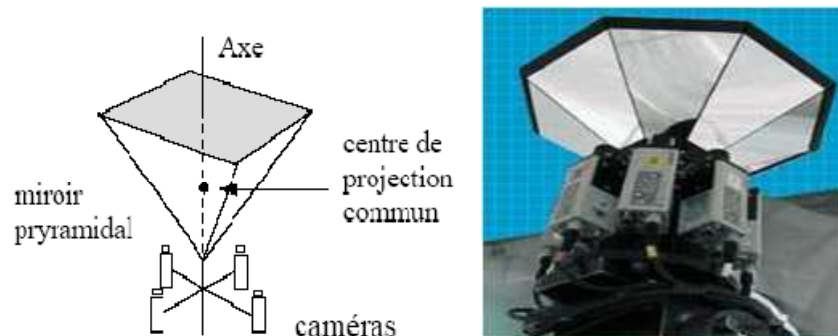


(e) Image panoramique obtenu par Lady Bug

**Figure I.5 :** Systèmes de caméras multiples

Ces techniques présentent un inconvénient majeur : les angles morts ne sont pas acquis par les systèmes, d'autre part les zones de l'environnement dupliquées à cause de l'intersection de l'angle de vue entre les caméras adjacentes.

Afin d'améliorer ces systèmes Nalwa [1996] a proposé d'ajouter quatre miroirs triangulaires pour acquérir quatre images, ce nouveau système est appelé Fullview qui veut dire vue complète. Ces caméras permettent d'atteindre des résolutions raisonnables, par contre elles ne s'affranchissent pas des problèmes liés aux différentes expositions, à moins que le contrôle d'exposition des différentes caméras soit centralisé.

**Figure I.6 :** Système FullView

### I.3.2 Objectifs grand angle (Fish Eye)

Pour obtenir un champ de vue plus important qu'une caméra perspective, les caméras Fish-Eye faisant référence au champ de vision large d'œil de poissons ont été conçues et utilisées afin d'atteindre un champ très large grâce à l'utilisation des lentilles de distance focale très courte. Cette lentille dévie les rayons lumineux et offre un angle d'ouverture dépassant les 180°.

Les lentilles Fish-eye sont utilisées pour acquérir des images avec un champ de vue supérieur à 180° à l'aide d'une technique de mosaïque. Mais les images acquises par ce genre d'objectif sont déformées par rapport aux images perspectives, et présentent une faible résolution principalement sur la périphérie et ne peuvent pas être transformées en images perspectives, car les objectifs fish-eyes n'ont pas un centre de projection unique, et ils sont difficiles à modéliser.



(a) caméra Fish-eye



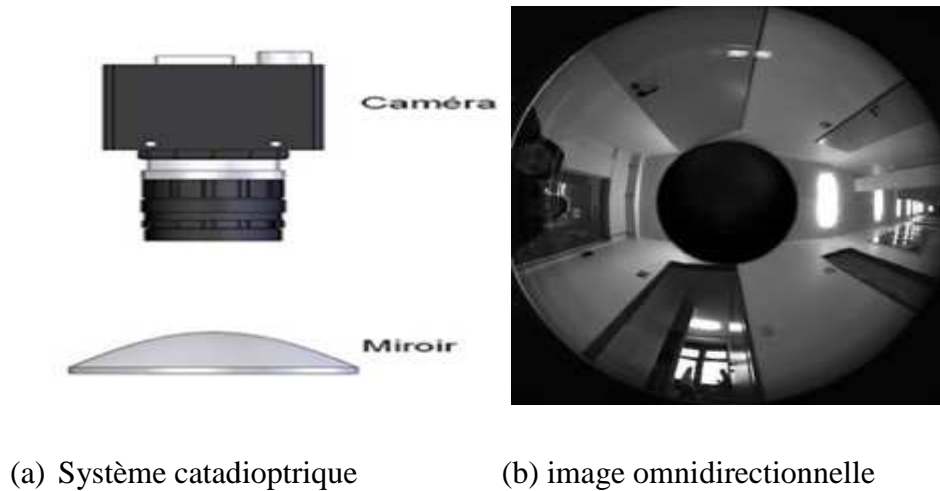
(b) image Fish-eye

**Figure I.7 :** Objectif grand angle

### I.3.3 Systèmes catadioptriques

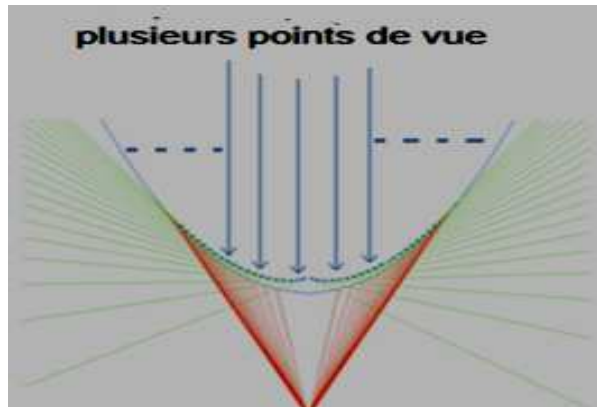
Les systèmes catadioptriques consistent à utiliser des capteurs catadioptriques qui regroupent deux éléments réfractifs appelés dioptrés (lentilles) et réflectifs appelés catoptrique (miroirs). Les dispositifs catadioptriques sont une combinaison de caméra et miroir de révolution dans lesquels se reflète une scène filmée par une caméra, ils ont pour avantages la facilité de mise en œuvre et la réduction du temps nécessaire à l'obtention d'une image panoramique en une seule prise.

On distingue plusieurs types de capteurs catadioptriques selon la nature de la surface du miroir convexe utilisé. Nayar et Baker [1999] ont classé les capteurs catadioptriques en deux catégories : systèmes catadioptriques centraux(PVU) qui représentent l'unicité de point de projection et non centraux qui possédant plusieurs points de projection.



**Figure I.8 :** Système catadioptrique

Dans le cas des capteurs catadioptriques non centraux, la réflexion des points sur le miroir forme une ligne ou une surface qu'on appelle 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. Cette solution ne peut être employée pour élargir le champ visuel pour raison de difficulté de modélisation du miroir.



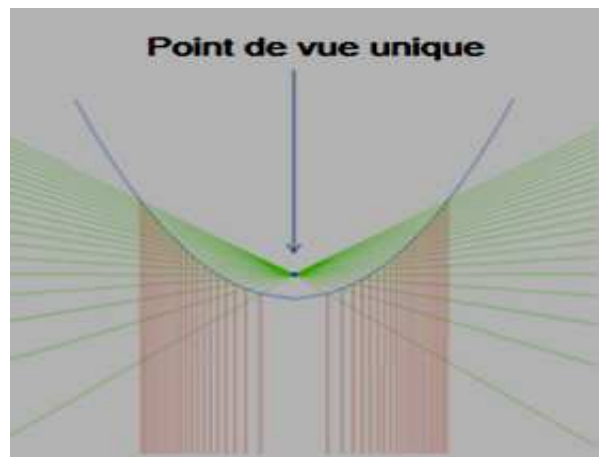
**Figure I.9** : Capteur catadioptrique non central

Les systèmes catadioptriques centraux constituent la majorité des systèmes utilisés en vision omnidirectionnelle. Ces capteurs permettent de générer une géométrie perspective correcte ce qui permet une simplification des modèles de projection donc une simplification des traitements qu'ils soient théoriques ou pratiques.

Nous nous intéresserons à l'étude des systèmes catadioptriques centraux et nous verrons par la suite les différentes caractéristiques de types de miroirs constituant une camera catadioptrique en présentant les principaux avantages et limites de chaque miroir.

### **I.3.3.1 Caméras catadioptriques centrales**

Les caméras catadioptriques centrales possèdent un Point de Vue Unique (PVU) dans lequel chaque rayon lumineux de la scène observée passe dans une seule direction à travers ce point de vue unique. On classe les capteurs catadioptriques à point de vue unique selon le miroir dont ils disposent : miroirs plans, miroirs coniques, miroirs hyperboloïdes convexes et miroirs paraboïdes.



**Figure I.10 :** Capteur catadioptrique central

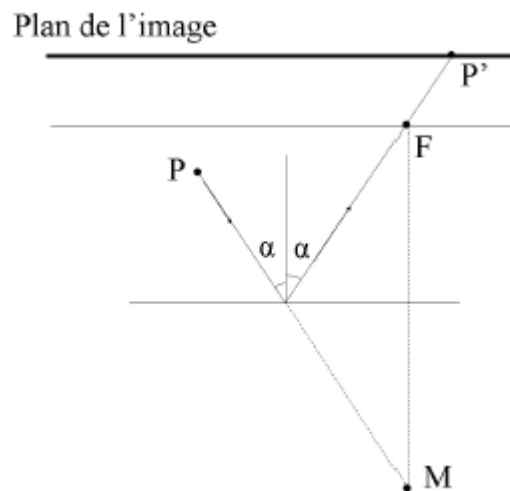
Ci-dessous nous présenterons les différents types de miroir omnidirectionnels les plus utilisés dans la pratique.

#### **a) Miroir plan**

Le point de vue unique du miroir plan est situé sur l'axe optique à une distance égale à celle séparant le miroir du centre optique de la caméra. Ce miroir est identique au miroir de la caméra donc l'ajout de miroir plan à point de vue unique ne permet pas d'augmenter le champ de vision.

Pour but d'élargir le champ de vue en conservant la contrainte du point de vue unique, il faudra multiplier le nombre de miroir et le nombre des caméras à condition d'associer une caméra à chaque miroir comme le système Fullview qui a été réalisé par Nalwa en utilisant quatre miroirs plans disposés en pyramide et de quatre caméras CCD. Il a réussi à obtenir un point de vue unique donc les images reconstruites sont géométriquement correcte et panoramiques de haute résolution couvrant  $360^{\circ} \times 50^{\circ}$ .

Les systèmes à miroir plan ont les mêmes limites que les systèmes à caméras multiples : le temps de traitements des images et le problème d'angles morts.

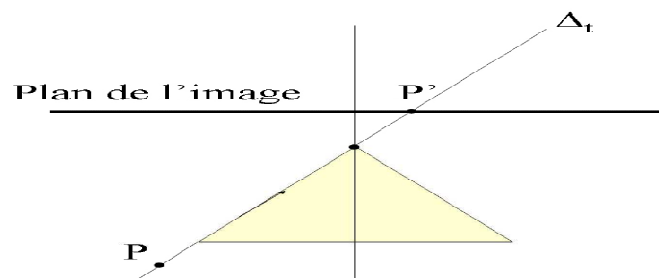


**Figure I.11:** Formation de l'image par réflexion sur un miroir plan

### b) Miroir conique

Le miroir conique possède un point de vue unique confondu avec le centre optique de la caméra  $P$  au sommet du cône, en effet ces miroirs à courbure nulle produisent l'effet fish-eye donc un champ de vision large. Les images acquises à partir d'un miroir conique ont une résolution assez bonne dans les périphéries.

La normale de réflexion est toujours suivant la direction verticale, ainsi il est plus facile à combiner avec différents miroirs.



**Figure I.12:** Miroir conique

### c) Miroir elliptique

Le miroir elliptique ayant la forme d'un ellipsoïde vérifie la contrainte du point de vue unique, ce dernier est à l'intérieur du miroir. Le problème de la réflexion d'un seul hémisphère sur le miroir rend le miroir elliptique peu utilisé pour la construction des capteurs catadioptriques.

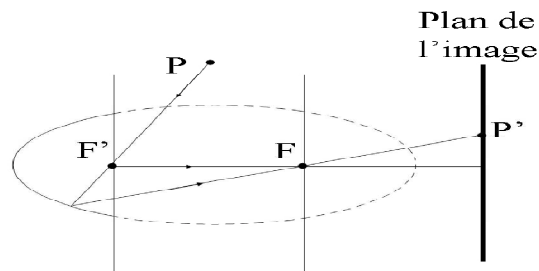


Figure I.13 : Miroir elliptique

### d) Miroir sphérique

Les images acquises à partir d'un miroir sphérique de forme d'un hémisphère d'où son nom présentent de bonnes résolutions dans la région centrale mais faible dans la périphérie de l'image et ont un champ de vue plus large.

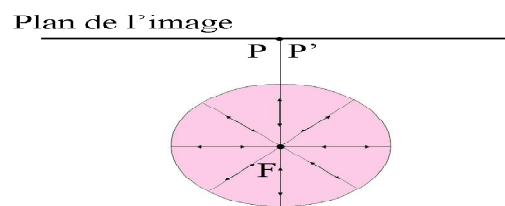


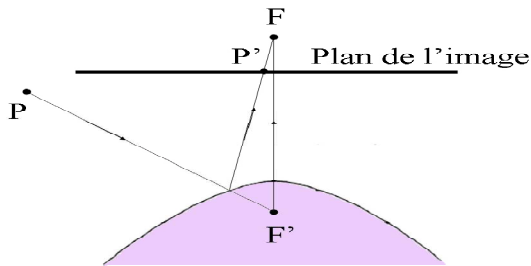
Figure I.14 : Miroir sphérique

### e) Miroir hyperbolique

Le miroir hyperbolique possède deux points focaux, le centre optique est unique si le centre de la camera est placé sur un des deux points focaux et le point de vue unique coïncide avec le centre optique P donc un système catadioptrique à PVU est réalisé. Ce dernier point permet la

possibilité de reconstruction d'image panoramique libre de distorsion en donnant une bonne résolution dans la zone centrale.

Certes ces miroirs présentent des problèmes majeur comme : la difficulté de construction, d'autre part la conception qui n'est pas flexible car le point focal du miroir doit être place au centre de la camera ce qui est difficile a atteindre.

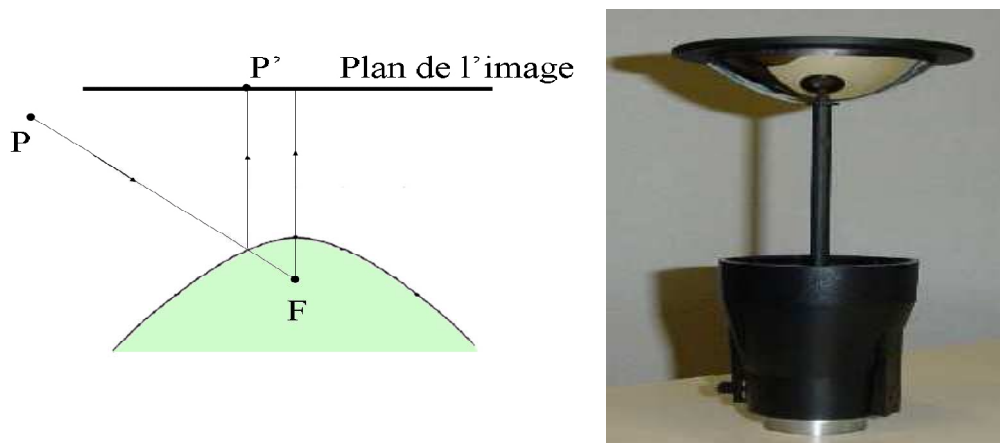


**Figure I.15:** Miroir hyperboloïde

#### f) Miroir parabolique

Le miroir parabolique a été parmi les derniers miroirs utilisés pour les capteurs catadioptriques, réalisé par Nayar [2001] pour une caméra catadioptrique utilisant une projection cartographique avec une lentille télé-centrique qui sélectionne seulement le faisceau lumineux des rayons parallèles à l'axe optique de la lentille assurant ainsi la conception en un point de vue unique.

Le miroir présente plusieurs avantages comme : facilité de réalisation et de calibrage ainsi que la simplicité de calcul des images perspectives. Par ailleurs le système est difficile à assembler à cause de la nécessité de localisation de la caméra sur le foyer du miroir.

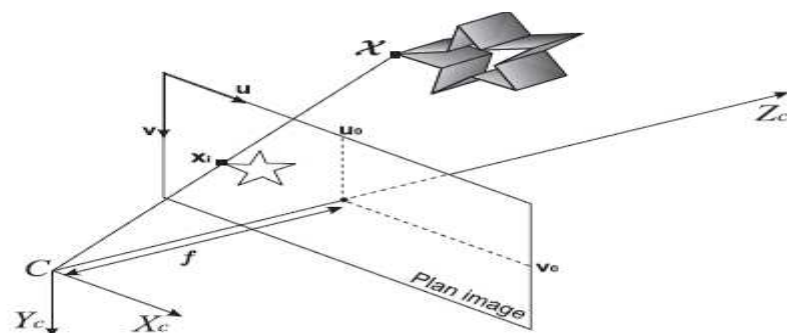


**Figure I.16:** Miroir parabolique

#### I.4 Modélisation d'une caméra

En réalité, la caméra réalise une projection perspective de centre  $C$  (centre optique et origine de  $F_c$ ), des points de 3D réels sur le plan image en des points projetés de 2D. La distance entre le centre optique  $C$  et le plan image  $I$  est donnée par  $f$  appelée distance focale. Il existe plusieurs modèles décrivant le processus de formation des images, le plus utilisé est le modèle projectif dit sténopé qui correspond au centre de la caméra par lequel passe tous les rayons lumineux de façon rectiligne.

Le modèle dépend de deux paramètres : intrinsèques l'ensemble des paramètres modélisent la géométrie interne et les caractéristiques optiques du capteur et extrinsèques l'ensemble associé à la scène où se trouvent les objets de référence utiles pour la calibration.



**Figure I.17 :** Modélisation d'une caméra perspective

La modélisation de caméra dépend des paramètres intrinsèques qui sont internes à la caméra, et les paramètres extrinsèques qui peuvent varier suivant la position de la caméra dans l'espace de travail. Parmi les paramètres intrinsèques, on compte :

- $f$  : la distance focale qui sépare le plan image et le point focal  $O_c$
- $K_u$  et  $K_v$  : les paramètres de conversion qui représentent l'ajustement horizontal et vertical qui permettent de passer d'un repère au plan rétinien exprimé en mm au repère image exprimé en pixel
- $u_0$  et  $v_0$  : les coordonnées de la projection du centre optique (centre de l'image) de la caméra sur le plan image

#### **I.4.1 Modélisation d'une caméra catadioptrique**

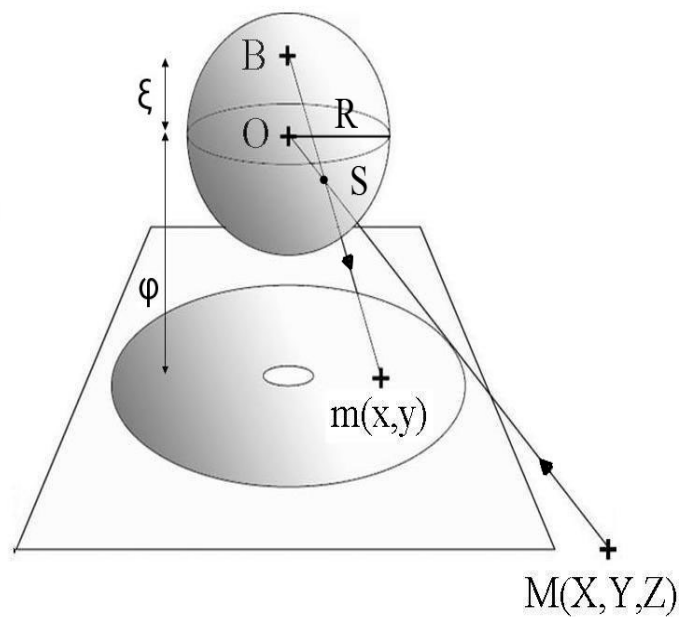
Les caméras perspectives conventionnelles sont des capteurs de vision à centre unique. Les caméras catadioptriques ont les mêmes démarches de la modélisation du point de vue. A l'exception des rayons lumineux réfléchis par le miroir qui dépendent de la surface du miroir utilisé.

Un centre de projection unique est une propriété intéressante pour un capteur de vision. Cela implique que les rayons de projection de points 3D de l'espace sur le miroir passent par un point 3D unique appelé point central.

Nous décrivons ci-dessous le modèle de projection unifié d'un capteur catadioptrique Central.

#### **I.4.2 Modèle de projection unifié**

En effet, quelques auteurs ont introduit une théorie de modélisation unique pour tous les capteurs catadioptriques, parmi eux Geyer et Daniilidis [1999]. Le modèle des systèmes catadioptriques centraux est équivalent à deux projections successives : une première projection centrale sur une sphère virtuelle suivie d'une seconde projection perspective sur le plan image. Barreto [2002] a proposé une version modifiée de ce modèle unifié.



**Figure I.18 :** Equivalence entre la projection catadioptrique centrale et la double projection sur la sphère

Deux paramètres sont nécessaires pour associer un point 3D  $S (X_s ; Y_s ; Z_s)$  avec sa projection sur l'image plan  $m (x,y)$ . Le paramètre  $\varphi$  représente la distance entre l'image omnidirectionnelle et le centre  $O_c$  de la sphère alors que le paramètre  $\xi$  représente la distance entre  $O_p$  au pôle nord de la sphère et le centre de la sphère  $O_c$ .

### I.5 Calibrage des caméras catadioptriques

L'opération de calibrage consiste à estimer les paramètres intrinsèques de la caméra. Dans le cas des caméras catadioptriques contrairement aux autres systèmes, ces paramètres doivent combiner entre les paramètres du miroir, ceux du dispositif optique, ceux du capteur CCD appelé rétine et de la carte de numérisation du signal vidéo.

Il est indispensable de modéliser tout le processus de formation de l'image afin de réaliser un calibrage. La simplicité est indispensable à la résolution analytique ou numérique des équations et la précision est garante de la fidélité du comportement du modèle.

Par la suite nous présenterons les différents calibrages existants pour les caméras catadioptriques centrales.

### I.5.1 Le calibrage intrinsèque

Le calibrage intrinsèque consiste à utiliser l'image du miroir et les données du fabricant du miroir pour estimer les paramètres intrinsèques de la caméra catadioptrique. Kang [2000] a proposé une technique simple et rapide pour calibrer les miroirs paraboliques. Les paramètres estimés sont les coordonnées du centre optique et le paramètre du miroir. La précision obtenue n'est pas bonne. Mais la technique est intéressante pour l'initialisation des paramètres avant de les affiner avec une méthode non linéaire.

### I.5.2 Le calibrage avec des mires

Ces méthodes utilisent pour calibrer le capteur des mires externes qui sont partiellement connus (quelques droites) ou totalement (coordonnées 3D des points). Les mires de calibrage sont constituées de points de référence dont on connaît parfaitement les coordonnées 3D dans un repère lié à l'étalon et les mires utilisées sont composées de plusieurs cercles ou carrés noirs sur fond blanc ou l'inverse afin d'obtenir le meilleur gradient possible.

On calcule à partir des mires composées de formes circulaires les centres de gravité de la projection de chaque cercle. Mais la mire est composée de carrés, des segments de droites qui sont analysés ou les points des coins de chaque carré ce qui a été présenté par Mouaddib [2005].

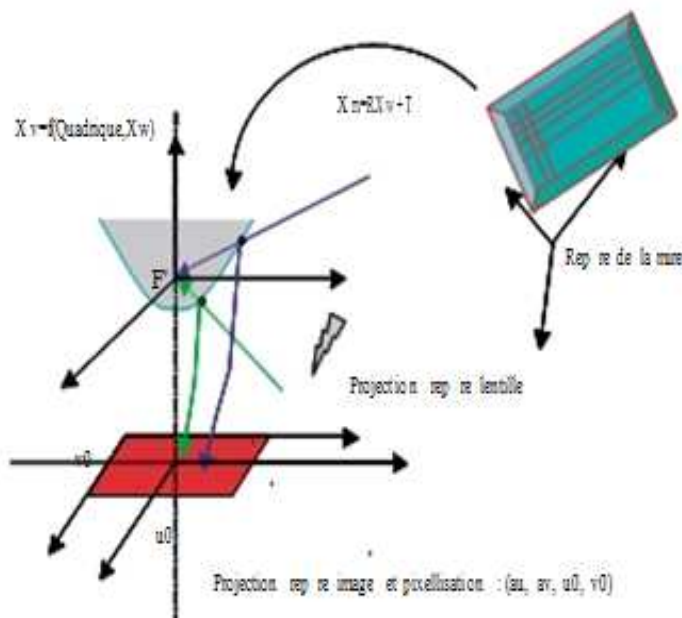


Figure I.19 : Calibrage avec des mires

Dans ce chapitre, des outils permettant de modéliser l'environnement et le capteur camera dans des espaces projectifs ont été présentés. Nous avons également présenté un état de l'art en nous focalisant sur les caméras omnidirectionnelles à miroir et à point central unique. Les modèles de projection pour ces capteurs ont ensuite été discutés.

## **II Chapitre II**

### **Méthodes d'estimation du flot optique**

#### **II.1 Préambule**

On distingue trois types de mouvement à partir de la projection d'une scène réelle 3D à un plan 2D : mouvement réel, mouvement apparent appelé aussi flot optique et mouvement estimé. L'estimation du mouvement est un des procédés essentiels qui consiste à étudier le déplacement des objets dans une séquence d'images, en cherchant la corrélation entre deux images successives afin d'estimer le changement de position des objets contenu dans l'image.

Les applications d'estimation de mouvement sont nombreuses, parmi les domaines d'application concernés nous pouvons mentionner : reconnaissance (comme segmentation d'objets) et amélioration de la qualité d'image, codage, compression ; robotique, la météorologie avec le suivi de masses nuageuses, la médecine avec l'estimation du mouvement d'organes mobiles (comme le cœur ou les poumons).

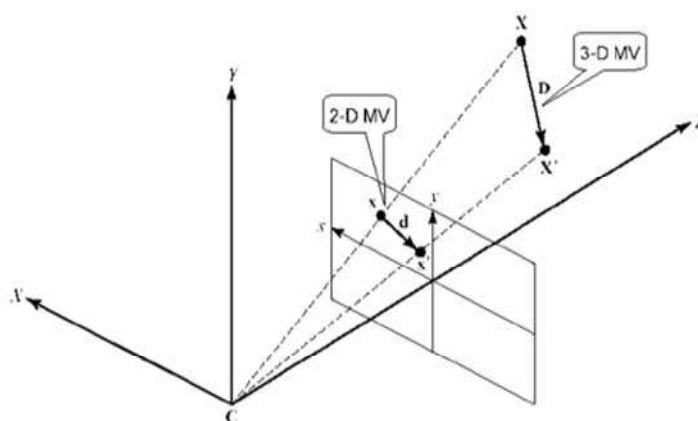
Avant toute estimation de mouvement il convient de se fixer un modèle mathématique du mouvement. Pour but d'obtenir le flot optique ou le mouvement estimé, plusieurs types de méthodes existent. Nous les avons classées dans ce mémoire en quatre catégories : méthodes différentielles, statistiques, fréquentielles et de mise en correspondance de blocs.

## II.2 Flot optique

Autrement dit le champ de mouvement apparent qui est le résultat de la projection du mouvement 3D réel des objets dans une scène sur le plan 2D d'image. C'est un champ de déplacement visuel qui consiste à étudier le déplacement des objets en cherchant la corrélation entre deux images successives afin de prédire le changement de position du contenu. Un point projeté sur le plan 2D, est caractérisé par sa position  $P_t(x, y)$  et son intensité lumineuse  $I_t(x, y)$ .

## II.3 Mouvement

Le mouvement dans une séquence d'images sur plan 2D est perceptible grâce aux changements de la distribution spatiale des intensités lumineuses.



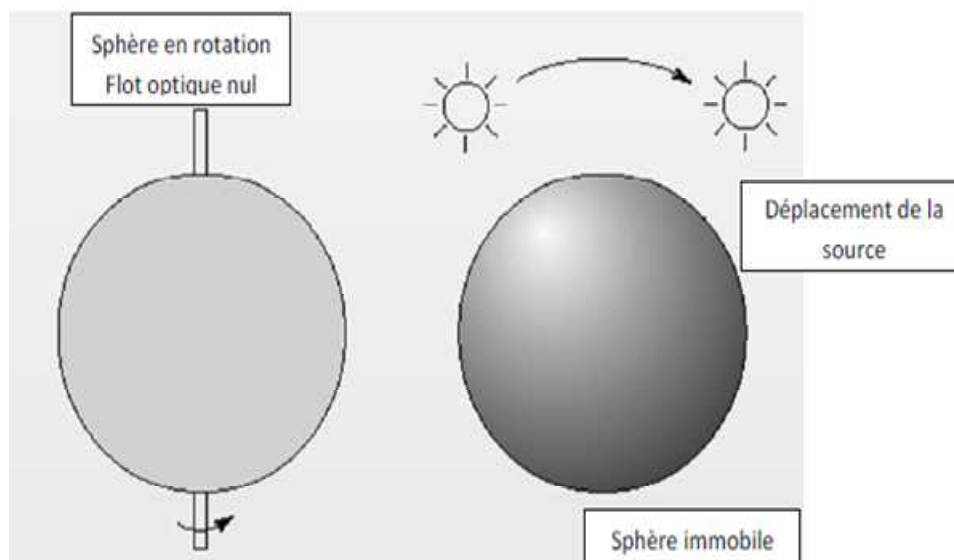
**Figure II.20 :** Représentation du mouvement apparent par un vecteur déplacement

La différence entre le champ de mouvement estimé et le champ de mouvement apparent peut être observée quand le gradient spatial d'intensité est trop faible ou quand l'illumination de la scène varie.

Des informations sont perdues suite à la perte d'une dimension lors de la projection du 3D au 2D. L'exemple ci-dessous (voir figure II.21) illustre l'importance de la dimension perdue : une sphère ayant une distribution uniforme d'intensité qui effectue un mouvement de rotation autour de son axe dans une scène à éclairage constant et la sphère immobile soumise à une illumination variable aux cours de la séquence.

Les vitesses apparentes des points situés sur la sphère mobile sont nulles, malgré leur déplacement en rotation, et les vitesses apparentes des points situés sur la sphère immobile sont non nuls malgré son immobilité et cela est causé par le mouvement apparent artificiel créé par la variation d'illumination.

On peut ainsi dire qu'un mouvement observable dans une séquence d'images d'intensité ne correspond pas toujours à un mouvement réel.



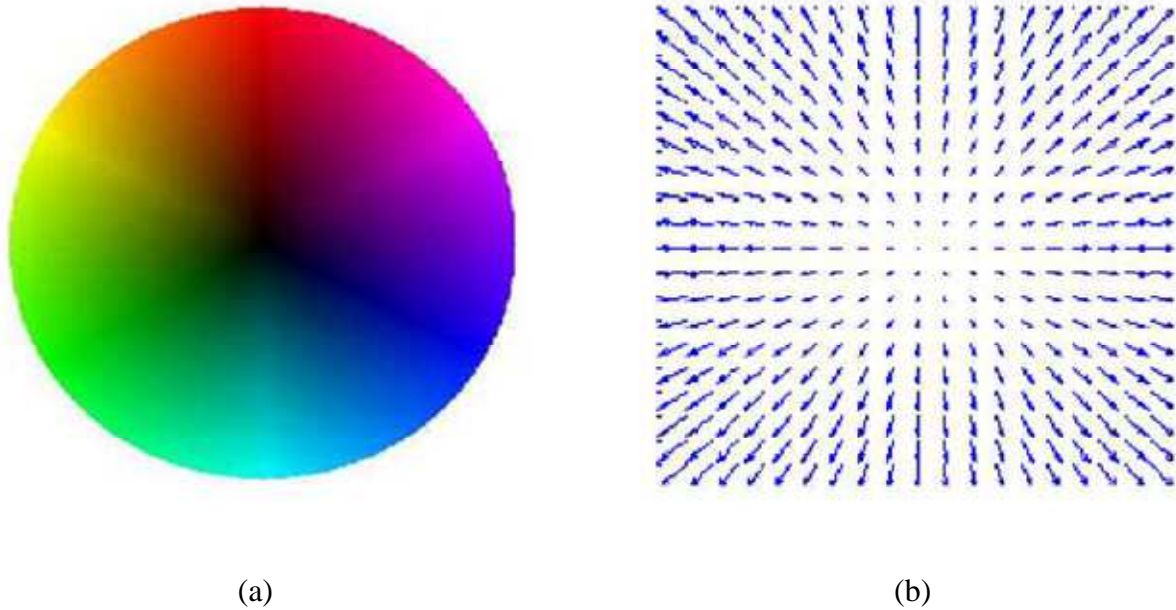
**Figure II.21 :** Illustration du phénomène

#### II.4 Représentation du flot optique

La représentation la plus courante du flot optique est le tracé du champ de vecteurs de vitesses d'un ensemble de points de l'image, l'inconvénient est qu'on ne visualise pas le champ dense, donc les points aberrants risquent d'être masqués ou contrairement mis en valeurs.

La solution la plus intéressante est l'utilisation d'une carte de couleurs, qui permet de représenter la direction du vecteur de mouvement ainsi que son intensité et sa norme d'une manière dense. Ainsi chaque vecteur déplacement est codé par la couleur en fonction de l'angle, et l'intensité en fonction de la norme du vecteur. On peut donc dire que cette méthode

revient à construire une application qui associe à l'angle et la norme du vecteur un point dans l'espace RGB (Red Green Blue).



**Figure II.22 :** Cartographie couleurs (a), représentation du champ déplacement sous forme de vecteurs (b)

L'estimation du flot optique s'avère un problème difficile à résoudre en traitement d'images suite à la variation du mouvement d'objets dans ces séquences. L'information de mouvement extraite de la séquence d'images variables dans le temps joue un rôle prépondérant dans la compréhension et la perception d'une scène. Par la suite nous présenterons les méthodes d'estimation du flot optique dans une scène.

## II.5 Méthodes d'estimation du flot optique classiques

### II.5.1 Equation de contrainte du flot optique

Pour une meilleure estimation, une hypothèse d'invariance en temps de l'intensité lumineuse le long de la trajectoire du mouvement est considérée, c'est-à-dire entre les images à l'instant  $t$  et  $t+1$ . Soit une séquence d'images  $I(x, y, t)$ . Cette hypothèse est exprimée par l'équation des différences entre les images à l'instant  $t$  et  $t+1$  (voir équation (II.1))

$$I(x, y, t) - I(x + dx, y + dy, t + \Delta t) = 0 \quad (\text{II.1})$$

$x$  et  $y$  varient en fonction du temps le long de la trajectoire du mouvement. On dérivant l'équation (II.1), on obtient la contrainte du flot optique (II.2).

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = 0 \quad (\text{II.2})$$

Où  $v_x = \frac{dx}{dt}$  et  $v_y = \frac{dy}{dt}$  les composantes du vecteur vitesse de déplacement.

Ainsi l'équation est réécrite d'une manière condensée sous la forme suivante (voir II.3) où  $\nabla I = \left( \frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right)$  est le gradient spatial de l'image et  $\frac{\partial I}{\partial t}$  le gradient temporel de l'intensité

$$\langle \nabla I, \mathbf{v} \rangle + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (\text{II.3})$$

Cette équation seule ne peut suffire pour déterminer les vecteurs de vitesses et estimer le flot optique, c'est une équation scalaire à deux inconnues  $v_x$  et  $v_y$ . D'autre part seule la composante qu'on peut estimer correctement est la composante de vitesse perpendiculaire au contour (normale)  $v_n(x, y, t)$  alors que la composante tangentielle reste indéterminée et disparaît à cause du produit scalaire, c'est le 'problème d'ouverture'. Ce problème est beaucoup plus présent dans les méthodes différentielles. Afin résoudre ce problème, il faut donc ajouter d'autres contraintes de régularisation à celle de constance de luminosité.

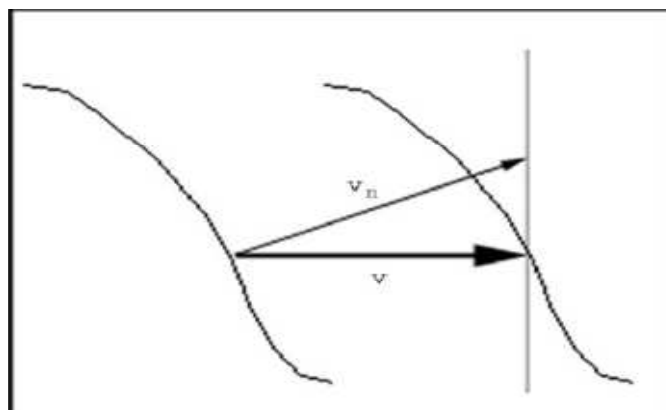


Figure II.23 : Illustration du problème d'ouverture

### II.5.2 Problème d'occlusion

Un autre problème beaucoup rencontré dans l'estimation de mouvement est celui d'occlusion qui intervient lorsque deux objets dans une scène s'occulent partiellement au cours de leur mouvement, il est très difficile de savoir à quel objet correspond le mouvement estimé au niveau de la frontière entre deux objets, ce qui fait que le flux optique au voisinage du contour de l'objet en mouvement va comporter une erreur.

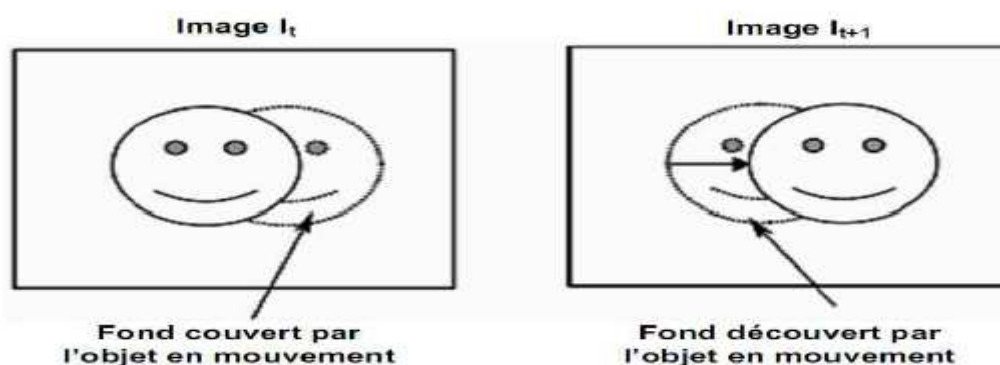


Figure II.24 : Illustration du problème d'occlusion

De nombreuses études ont été menées dans le but d'obtenir le mouvement estimé le plus proche du mouvement apparent projeté et de contourner le problème d'ouverture rencontré. Dans ce travail nous les avons classées en quatre catégories : méthodes différentielles, statistiques, fréquentielles et enfin les méthodes de mise en correspondance de blocs.

### II.5.3 Méthodes différentielles

Elles consistent à calculer les changements d'intensité entre deux images successives dans la direction du gradient de luminance de l'image, en ajoutant une régularité spatiale à la solution. Ci-dessous on verra les deux méthodes proposées pour améliorer l'estimation du flot optique.

#### II.5.3.1 Méthode différentielle globale [Horn et Schunck]

La méthode globale est la première méthode différentielle de calcul du flot optique développée par Horn et Schunck qui a pour objectif d'estimer les champs de vecteurs qui satisfont l'équation de contrainte du mouvement en chaque pixel de l'image.

Cette méthode représente une combinaison des contraintes d'intensité (ECM) et d'une contrainte supplémentaire appelée contrainte de régularisation dite globale, qui représente un terme de régularisation dans toute l'image pour le vecteur vitesse afin d'obtenir une solution à l'équation de contrainte de mouvement.

La méthode globale est définie par une fonctionnelle composée de deux termes : Le premier terme s'appuie sur l'hypothèse de conservation de la luminosité :

$$E_1\left(\begin{matrix} \rightarrow \\ v \end{matrix}\right) = \iint (\nabla I \cdot v + \frac{dI}{dt})^2 dx dy \quad (\text{II.4})$$

Le deuxième terme est une contrainte de régularisation portant sur le gradient du champ de vitesse  $\vec{v}$

$$E_2 = \iint |\nabla v|^2 dx dy \quad (\text{II.5})$$

Cette approche consiste à minimiser la fonctionnelle sur le domaine entier de l'image :

$$E = E_1\left(\begin{matrix} \rightarrow \\ v \end{matrix}\right) + \alpha^2 E_2\left(\begin{matrix} \rightarrow \\ v \end{matrix}\right) \quad (\text{II.6})$$

Où  $\alpha$  est un paramètre fixé qui permet de contrôler l'influence de la contrainte de régularisation dans le terme  $E_2$ . Horn et Schunck examinent le champ de vecteurs  $v$  vérifiant que la contrainte du flot optique (terme1) et ses dérivées soient les plus faibles possible (terme2).

L'inconvénient dans cette méthode est l'introduction du terme  $E_2$  qui induit une forte pénalisation des gradients, ce qui conduit à un lissage excessif du flot optique du coup la non possibilité de retrouver les discontinuités du flot optique.

### II.5.3.2 Méthode locale [Lucas et Kanade]

Contrairement aux méthodes différentielles globales, cette méthode consiste à prendre en compte des hypothèses sur un domaine réduit de l' image pour calculer le flot optique.

Lucas et Kanade supposent ainsi que le flot  $\vec{v}$  constant sur un petit voisinage du point  $(x, y)$  afin de contourner le problème d'indétermination du flot optique.

$$E(x, y) = \sum_{(x,y) \in \Omega} W^2(x, y) \left[ \nabla I(x, y) \cdot \vec{v}(x, y) + \frac{\partial I}{\partial t}(x, y) \right]^2 \quad (\text{II.7})$$

Où  $\Omega$  est le voisinage spatial du pixel de coordonnées  $(x, y)$  et  $W(x, y)$  est une fenêtre de pondération (gaussienne). Cette méthode est intéressante car chaque calcul sur un domaine est indépendant des autres, ainsi les résultats sont moins sensibles aux bruits.

L'inconvénient majeur des méthodes différentielles est la sensibilité au bruit. Pour contourner le problème de sensibilité et pour une meilleure estimation de flot optique, de nouvelles méthodes ont été conçues. Ces méthodes font en sorte de coopérer la contrainte d'intensité (ECM) avec d'autres contraintes comme contrainte de lissage que nous verrons ci-dessous.

### II.5.4 Méthodes statistiques

Le principe de ces méthodes est la formulation probabiliste du champ de déplacement, où l'estimation finale est une réalisation particulière d'un champ de déplacement aléatoire. Ces

méthodes peuvent être utilisées soit localement soit globalement au cas où une seule transformation suffit pour mettre en correspondance deux images successives.

### II.5.5 Méthodes fréquentielles

Plusieurs paramètres sont mieux estimés en domaine fréquentiel dans le domaine fréquentiel que sur le plan image. C'est de là qu'est venue l'idée de calculer et estimer le flot optique dans le domaine fréquentiel de Fourier.

#### II.5.5.1 Méthodes fréquentielles basées sur l'énergie

Ces méthodes sont fondées sur une caractérisation du mouvement dans le domaine fréquentiel, le principe de base est de trouver une équation équivalente dans le domaine fréquentiel à l'équation de mouvement. Cette équation n'est que la transformée de Fourier de l'équation (II.3), on obtient l'équation suivante :

$$f_x u + f_y v + f_t = 0 \quad (\text{II.8})$$

Où  $f_x, f_y, f_t$  sont les fréquences selon l'axe des  $x$ , des  $y$  et l'axe des  $t$ . L'équation (II.8) se traduit par le fait que l'énergie spatiale est contenue dans un plan passant par l'origine et dont l'orientation liée à la translation 2D cherchée. Pour la détermination du plan, les filtres de Gabor spatio-temporels sont utilisés car ils sont sensibles à une direction donnée ainsi ils donnent l'information sur l'orientation. Certes l'utilisation excessive du filtrage entraîne une perte d'information préjudiciable.

#### II.5.5.2 Méthodes fréquentielles basées sur la phase

Ces méthodes permettent d'estimer la vitesse à partir du comportement de la phase de la réponse du filtre spatio-temporel. Cette approche est moins sensible que les méthodes différentielles aux variations de luminance et répond mieux aux mouvements non-translatoires, ceci est dû au fait que la phase locale en un point d'une texture reste constante quand le contraste de la texture est modifié.

L' équation de contrainte du gradient de phase est traduite sous l' équation ci-dessous (II.9), où  $\nabla\phi$  est le gradient de phase spatiale et  $\frac{\partial\phi}{\partial t}$  le gradient de phase temporelle et  $V = (v_x, v_y)$  est le vecteur vitesse.

$$\nabla\phi \cdot V + \frac{\partial\phi}{\partial t} = 0 \quad (\text{II.9})$$

L' inconvénient de ces méthodes est le problème d' ouverture apparait dans l' ECM. Plusieurs recherches ont été faites dans le but de contourner tout problème de calcul de flot optique et d' amélioration d' estimation du champ de déplacement. C'est dans ce cadre qu'est venu la méthode ci-dessous.

### II.5.6 Méthodes de mise en correspondance de blocs

Les méthodes de mise en correspondance connues sous le nom Block-Matching, sont basées sur l'hypothèse selon laquelle l'intensité lumineuse des pixels est constante ou faiblement variante le long de la trajectoire du mouvement, l'équation (voir II.10) satisfait l'hypothèse. Ces méthodes comparent entre deux blocs de deux images successives afin de déterminer la position du bloc le plus proche en utilisant un critère de similarité, ces techniques sont simples et relativement moins sensibles aux bruits ce qui fait que ces méthodes sont plus utilisées dans la pratique que ce soit dans les standards de compression ou l' estimation de mouvement.

$$\operatorname{argmin}_{d_x, d_y} \int_{v_x, y} B(X + d_x, Y + d_y, t + 1) - B'(X, Y, t) \quad (\text{II.10})$$

La méthode de mise correspondance est la plus utilisée grâce à ses meilleurs résultats. En codage vidéo, le Block-Matching reste la solution appropriée en termes de complexité, temps de calcul, cohérence des résultats.

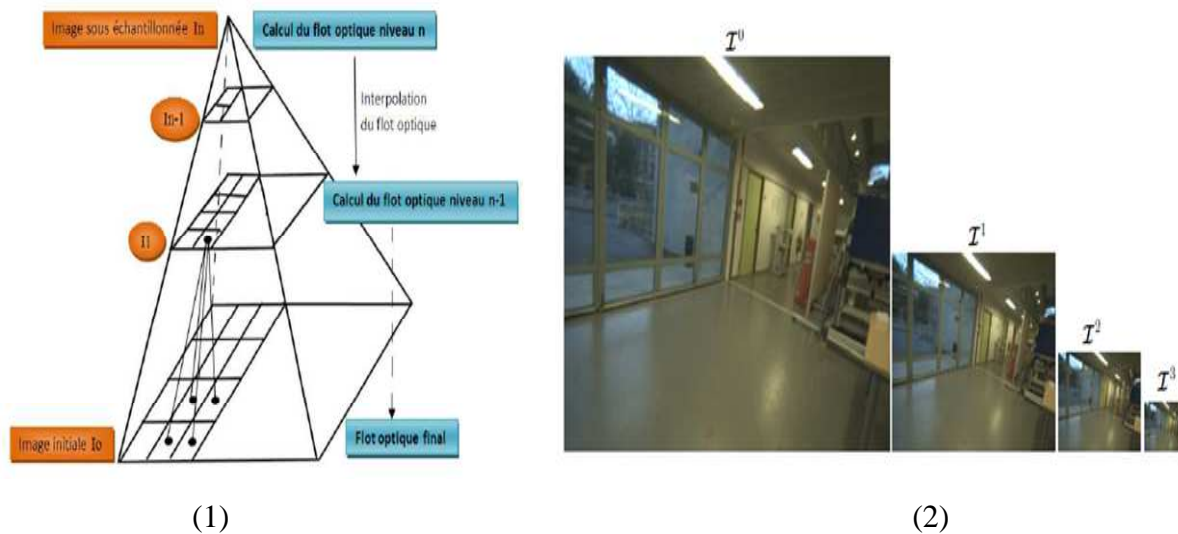
### II.5.7 Estimation en multi-résolution

Pour améliorer et accélérer les résultats d' estimation, une approche multi-résolution a été appliquée. Elle est basée sur les principes suivants :

-Raffinement itératif : consiste à raffiner le champ de vitesse estimé en exécutant itérativement l'algorithme après avoir déplacé une ou deux images selon le dernier champ calculé.

-L'implémentation pyramidale : on définit une pyramide avec un niveau de hauteur  $L_m$ , à chaque niveau de la pyramide on sous-échantillonne d'un facteur 2 pour les deux images successives considérées, le niveau zéro est l'image initiale.

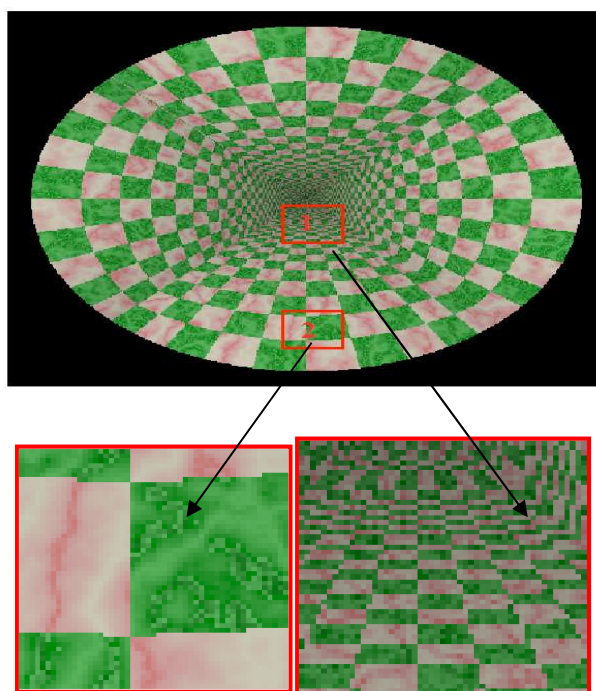
On calcule le flot optique au niveau  $L_m$ , puis nous le propageant au niveau inférieur en translatant l'image  $I_1$  a priori calculer au niveau supérieur avant d'exécuter l'algorithme à nouveau et ainsi jusqu'au niveau 0 qui correspond à l'image initiale où on récupère alors le flot optique final. la figure II.25 illustre un exemple de pyramide multi-résolution.



**Figure II.25:** Implémentation pyramidale d'une méthode de calcul du flot optique

## II.6 Traitement d' images omnidirectionnelles

La croissance du champ de vision entraîne un problème majeur, qui est la distorsion radiale dans les images omnidirectionnelles où la résolution varie en fonction de la position dans l'image. Notamment, en photographie, la distorsion est un défaut optique de l'objectif qui se traduit par la courbure des lignes droites du sujet photographié. La figure II.27 illustre le problème de distorsion.



**Figure II.26 :** Distorsion d'images omnidirectionnelles

De nombreux auteurs : Daniilidis [2002], Bagnato [2009], Bogdanova [2010], Radgui [2011], Alibouch [2012], Benamar [2014] ont souligné les limites des approches d'estimation du flot optique classiques dans les images omnidirectionnelles et l'importance d'adaptation de ces méthodes à la géométrie des images omnidirectionnelles afin de remédier aux problèmes de distorsions contenus dans ces images.

Dans le cadre de l'imagerie omnidirectionnelle, plusieurs solutions ont été proposées afin d'obtenir des résultats significatifs. Cependant, les nouveaux algorithmes créés sont souvent partiellement adaptés aux images omnidirectionnelles. On peut distinguer trois principales catégories d'adaptations :

- l'utilisation du miroir afin d'obtenir des informations sur les distorsions de la scène observée
- le traitement sur plan image en passant par la sphère
- le traitement de l'image dans l'espace de la sphère

### II.6.1 En utilisant la géométrie du miroir

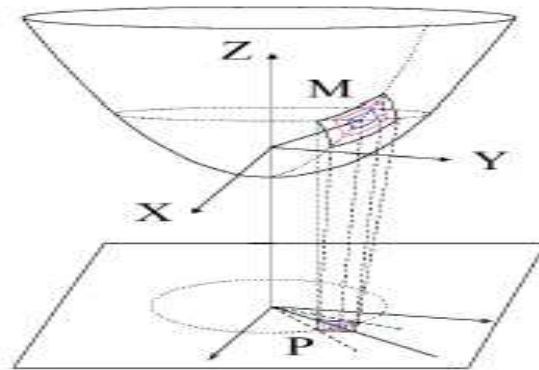
Radgui [2008] a adapté la méthode différentielle classique des images perspectives de Lucas et Kanade pour les images omnidirectionnelles en utilisant les points du miroir parabolique. La distorsion introduite par le miroir fait que le champ de mouvement ne peut pas être considéré constant comme à la méthode locale, car le voisinage rectangulaire des images perspectives prend une forme différente à cause des distorsions.

L' adaptation donc concerne le voisinage, et cela en remplaçant le modèle constant par le modèle circulaire (voir II.11).

$$U = a(u - u_0)^2 + a(v - v_0)^2 + c \quad (\text{II.11})$$

$$V = b(u - u_0)^2 + b(v - v_0)^2 + d$$

Avec  $u_0$  et  $v_0$  les coordonnées du centre de l' image et  $a, b, c, d$  les paramètres du modèle de mouvement à estimer pour calculer le mouvement local sur les images para-catadioptriques.

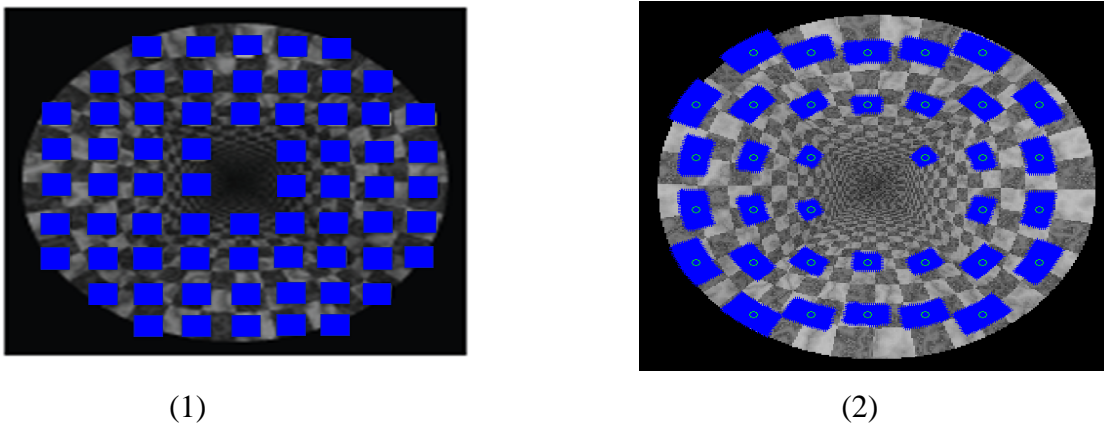


**Figure II.27:** Voisinage adapté en utilisant les points du miroir

Cette méthode est assez simple et rapide et permet une bonne estimation du flot optique spécialement dans le cas des petits mouvements de la caméra. Mais ses limites résident dans la non adaptation aux grands déplacements ainsi que la non généralisation du modèle aux autres cameras catadioptriques centrales.

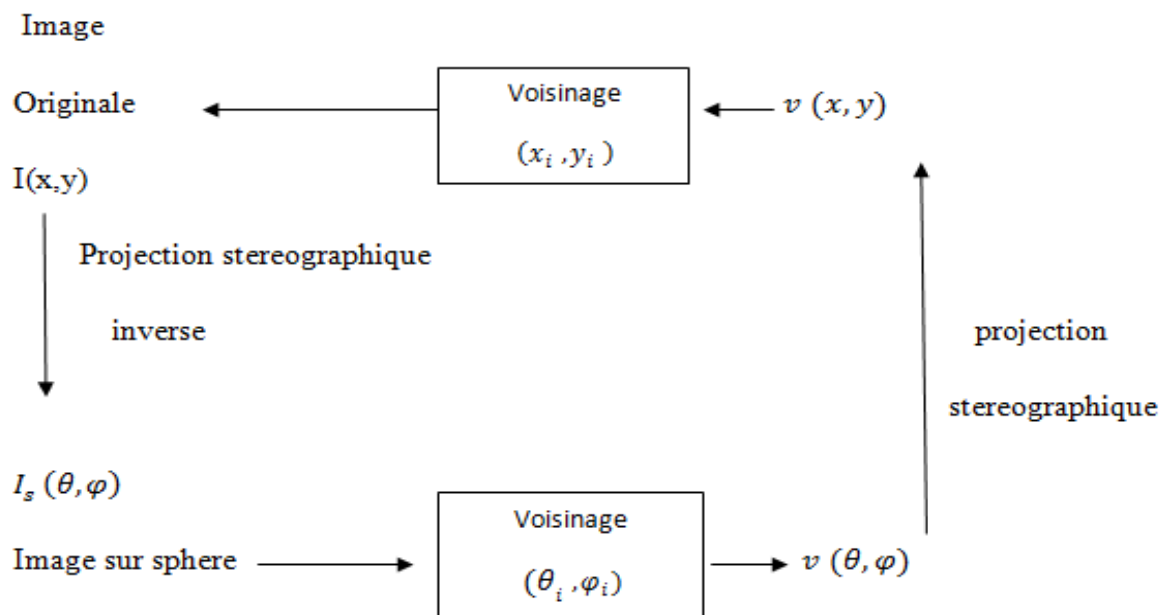
### II.6.2 Traitement sur plan en passant par la sphère

Plusieurs auteurs ont opté pour l'adaptation du voisinage des images omnidirectionnelles en passant par la sphère d'équivalence, parmi Demonceaux [2006] qui a adapté le voisinage en utilisant les champs de Markov et Alouache [2014] qui a adapté le voisinage en fonction de la résolution dans l'image.



**Figure II.28 :** Adaptation du voisinage : voisinage fixe (1), voisinage adapté (2)

La figure ci-dessous (voir Figure II.29) le principe du schéma de traitement des images omnidirectionnelles par le Block-Matching Adaptif.



**Figure II.29 :** Adaptation du voisinage en passant par la sphère

### II.6.3 Traitement d' image sur la sphère

L'application des méthodes classiques d'estimation du flot optique vu précédemment sur les images omnidirectionnelles introduit des erreurs et de résultats moins précis.

Pour remédier à ce problème, plusieurs auteurs ont proposé un traitement d'images sur une sphère équivalente de rayon unité qui consiste à passer de l' espace plan à l' espace sphérique pour effectuer certains traitements en tenant compte des distorsions existantes dans ces images, parmi: Daniilidis [2002],Bagnato [2009], Bogdanova [2010], Radgui [2011], Alibouch [2012], Benamar [2014].

Considérons deux images consécutives  $I(t)$  et  $I(t + 1)$  d'une séquence d'images, deux pixels de l'image ayant la même distance n'ont pas la même interaction s'ils sont situés à la périphérie ou au centre de l'image. Afin de créer une dépendance spatiale entre les points, vu la ressemblance des images omnidirectionnelles à l' hémisphère, il paraît plus naturel de considérer les points sur la sphère à la place des points sur l'image en associant à ces points un voisinage défini sur la sphère équivalente passant des coordonnées cartésiennes en coordonnées sphériques.  $\theta$  et  $\phi$  sont respectivement les longitudes et latitudes du point  $(x, y, z)$  de la sphère. Ainsi on peut exprimer aussi les coordonnées image  $(u, v)$  en fonction de  $\theta$  et  $\phi$ .

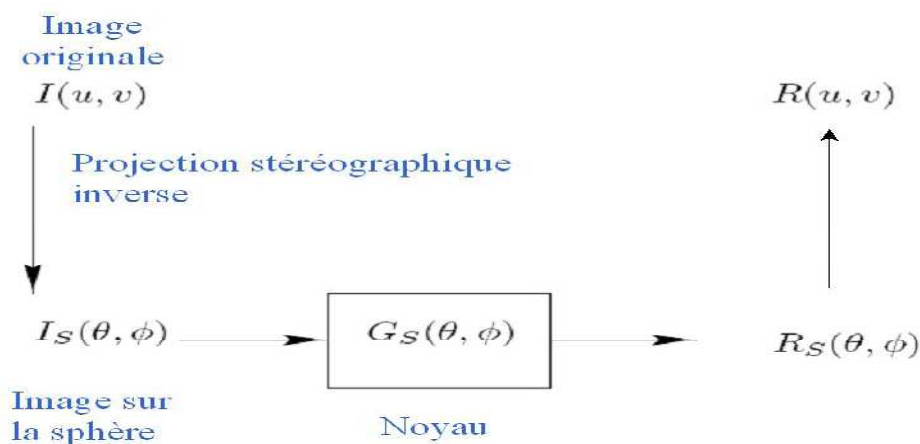
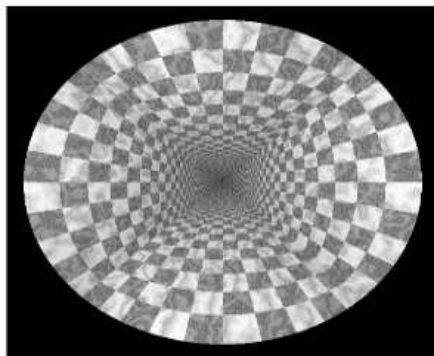


Figure II.30 : Traitement d'images sur la sphère

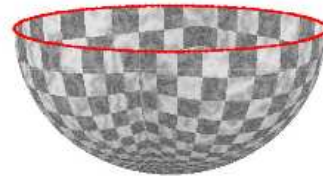
Daniilidis [2002] a reformulé la méthode différentielle locale de Lucas-Kanade en supposant que le flot optique est localement constant. Une fonction gaussienne est introduite sur la sphère et permet de calculer les dérivées par convolution avec ses dérivées spatio-temporelles. Les dérivées sur la sphère sont utilisées pour estimer le flot optique en conservant l'échantillonnage de l'image omnidirectionnelle.

$I_s$  est le signal image sur la sphère, l'équation du flot optique (équation II.12) peut être reformulée comme suit:

$$\frac{1}{\sin \theta} \frac{\partial I_s}{\partial \varphi} v_\varphi + \frac{\partial I_s}{\partial \theta} v_\theta + \frac{\partial I_s}{\partial t} = 0 \quad (12)$$



(a)



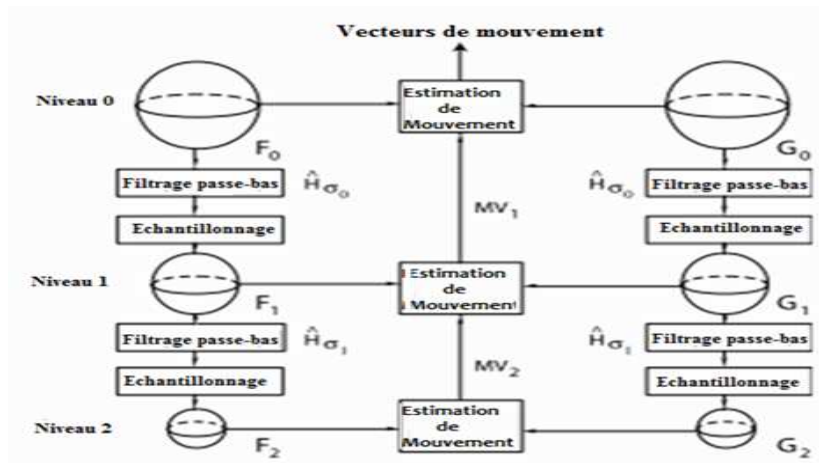
(b)

**Figure II.31 :** Projection de l'image sur l'hémisphère

La figure II.31 illustre la projection d'une image omnidirectionnelle sur un hémisphère

D'autre part Alibouch [2012] et Radgui [2011] sont venus avec une reformulation des méthodes fréquentielles respectivement celle basée sur la phase en écrivant une équation de contrainte de phase sphérique et celle basée sur l'énergie en adaptant l'équation de contrainte du flot optique sur un support d'ondelettes sphériques pour régler le problème d'ouverture.

Bogdanova [2010] a adapté la méthode du Block Matching classique sur les images perspectives aux images omnidirectionnelles en la reformulant sur l'espace sphérique pour calculer le flot optique dans les images catadioptriques centrales qui a été utilisé pour la première fois dans un arrangement multi-résolution par Tosic [2005]. Ci dessous la figure illustrant le principe du SBM (voir Figure II.32).



**Figure II.32:** Spherical Block-Matching en multi-résolution

Dans ce chapitre nous avons vu les différentes représentations du flot optique. Ainsi que les différentes méthodes d'estimations du flot optique classiques et leur amélioration dans le cas des images omnidirectionnelles.

Dans ce travail nous utiliserons la méthode de mise en correspondance de blocs qui est parmi les méthodes les plus utilisées dans le traitement d'image pour raison de simplicité et d'efficacité de son algorithme.

## **III Chapitre III**

### **La méthode de mise en correspondance de blocs**

#### **III.1 Préambule**

Comme nous avons vu précédemment, il a été noté que les techniques à gradient ne peuvent être efficaces que pour l'estimation des petits déplacements.

Les méthodes de mise en correspondance des blocs (BM) sont parmi les méthodes d'estimation de mouvement les plus utilisées dans la pratique grâce à la simplicité de l'implémentation du modèle de translation utilisé dans ces méthodes et aux bons résultats obtenus dans l'estimation du flot optique. Ce type de méthodes s'est vite imposé dans plusieurs applications tels que : la compression vidéo comme dans les standards (H261, MPEG-1, MPEG-2 et MPEG-4, suivi d'objets, robotique.

Les méthodes de mise en correspondance de blocs offrent de bons résultats aux séquences d'objets à grandes vitesses autrement dit aux grands déplacements. Nous utiliserons par la suite le principe de cette méthode et les différents algorithmes utilisés.

Dans ce chapitre on présentera la méthode de mise en correspondance de blocs classique et sphérique en multi-résolution appliquée aux images omnidirectionnelles et nous verrons l'apport de chacune. Nous comparerons par la suite les résultats obtenus pour une séquence d'images omnidirectionnelles.

## III.2 La méthode de mise en correspondance de blocs

Les méthodes de mise en correspondance de blocs peuvent être classées en fonction du critère d'évaluation nécessitant d'optimiser la dimension du bloc et celle de la fenêtre de recherche. Nous présenterons par la suite le principe de ces méthodes et les différentes stratégies utilisées et l'apport de chacune d'elles.

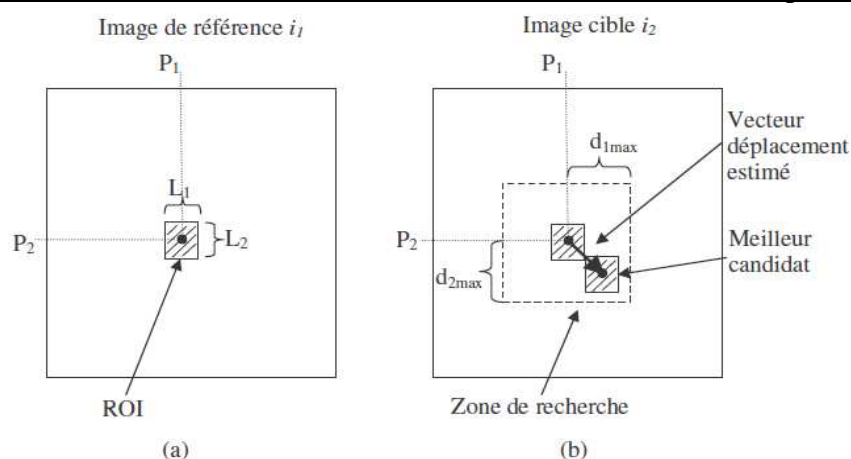
### III.2.1 Principe du Block-Matching

Cette méthode consiste à trouver le bloc similaire au bloc de référence à partir d'une ou plusieurs images de références passe (t-1) ou future (t+1). La ressemblance entre deux blocs est calculée sur l'ensemble du bloc, ceci sous-entend une hypothèse supplémentaire selon laquelle tous les pixels d'un bloc effectuent le même mouvement. Nous considérons en général un modèle de translation, pour une translation le vecteur déplacement est celui qui lie les deux correspondants de centre au centre.

Le principe de base des méthodes de mise en correspondance de blocs est de découper l'image de référence(courante) en blocs de pixels non chevauchés de tailles identiques. Puis trouver le meilleur bloc cible dans l'image de cible passé (t-1) ou futur (t+1) le plus similaire au bloc choisi dans l'image courante (t), en comparant les différences entre le bloc de référence et les blocs cibles en minimisant ou maximisant un critère de comparaison. L'équation (III.13) illustre le principe de l'algorithme.

Une zone de recherche est définie pour chaque bloc dans l'image cible afin de trouver le meilleur bloc cible dans l'image cible par rapport à un bloc choisi dans l'image référence de manière à minimiser un critère d'erreurs. On obtient pour chaque bloc un vecteur déplacement caractérisant son mouvement.

$$\operatorname{argmin}_{dx,dy} \int_{v_{x,y}} B(X + d_x, Y + d_y, t + 1) - B'(X, Y, t) \quad (\text{III.13})$$



**Figure III.33** : Principe de la méthode de mise en correspondance des blocs

### III.2.2 Dimension optimale du bloc et de la fenêtre de recherche

Les dimensions de la fenêtre de recherche et du bloc influent sur le coût de calcul. la détermination de leur dimension optimale nécessite toujours un compromis entre précision et temps d'exécution. Une grande fenêtre de recherche implique des calculs longs et un risque élevé de confusion du bloc recherche avec un bloc semblable.

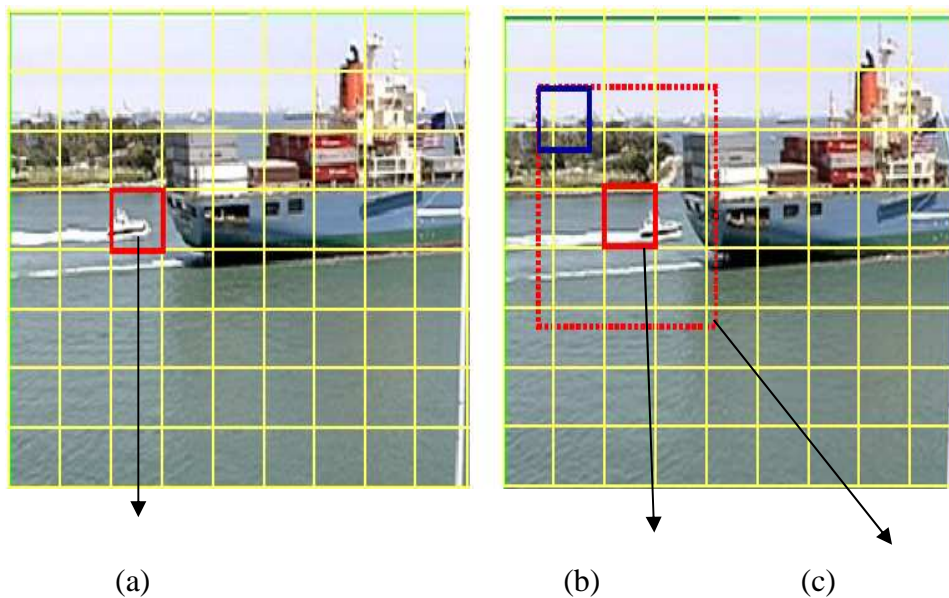
Pour une meilleure estimation du mouvement et un gain en temps de calculs, la dimension de la fenêtre de recherche est variée en fonction du déplacement maximal des objets dans la séquence : ainsi sa taille est grande pour les séquences rapides d'images et petite pour les séquences lentes.

La taille des blocs aussi d'autre part affecte la performance d'estimation de mouvement : quand les blocs sont de grandes tailles le temps est élevé ainsi que l'estimation a plus d'erreurs.

la résolution spatiale est faible car la précision des vecteurs est influencée et réduite pour raison d'existence de différents objets et mouvements. Inversement un bloc trop petit permet d'explicitier le mouvement des objets et les objets seront bien identifiés ainsi une précision en estimation de champs de mouvements, mais ce bloc peut ne pas contenir suffisamment d'information discriminante. ce dernier problème apparaît particulièrement dans les zones

homogènes ou la mise en correspondance n'est pas fiable, ainsi la sensibilité au bruit, ambiguïté des objets et un temps de calcul élevé.

Pour avoir une meilleure précision dans l'estimation de mouvement, des techniques sont conçues afin de profiter des avantages pour chaque cas de la séquence, qui consiste à adapter la taille des blocs.

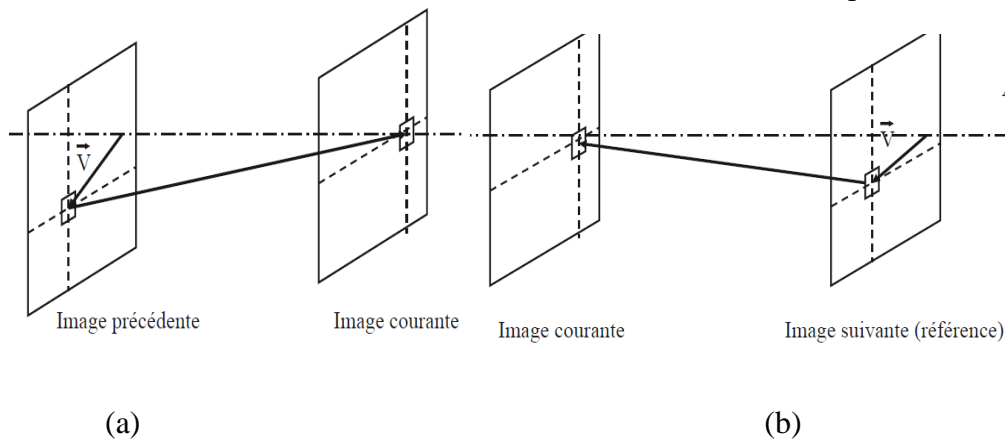


**Figure III.34:** Exemple de mise en correspondance de blocs : bloc courant (a), bloc cible (b) et fenêtre de recherche (c)

### III.2.3 Prédiction avant arrière

Deux types de prédictions existent :

- prédiction avant (forward) : consiste à diviser l'image à l'instant  $t$  en blocs et trouver leur correspondant dans l'image à l'instant  $t-1$ .
- prédiction arrière (backward) : consiste à diviser l'image à l'instant  $t+1$  en blocs et trouver leur correspondant dans l'image à l'instant  $t$ .



**Figure III.35 :** Prédiction avant (a), prédiction arrière (b)

#### III.2.4 Critère d' évaluation (comparaison) de l' algorithme

Pour trouver dans une image(t) le meilleur bloc correspondant à un bloc dans une image (t-1) ou (t+1) on utilise une mesure objective de ressemblance ou dissemblance entre les valeurs des pixels contenus dans les deux blocs dans une zone de recherche définie. Ci-dessous l' ensemble de critères utilisés :

- Sum of Square Differences (SSD) : somme des différences des pixels de chaque bloc au carré non adapté à la couleur
- Zero-mean Normalized Sum of Absolute Differences (ZNSAD) : prend en compte les moyennes des blocs et normalise le résultat
- Erreur Absolue Moyenne (EAM) : traite les erreurs de manière uniforme
- Coefficient d' inter corrélation (CC) : critère de ressemblance statistique le plus utilisé
- Coefficient d' inter-corrélation Normalise et centré (NCC) : c' est le CC norme et centre à la variance

- Mean Square Error(MSE) : ou erreur quadratique moyenne, critère dérivé de l'erreur moyenne absolue, le plus utilisé car il est plus proche de notre vision .donné par l'équation suivante :

$$\text{MSE} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (C_{ij} - R_{ij})^2 \quad (\text{III.14})$$

- Mean Absolute Difference(MAD) : différence moyenne absolue, parmi les critères plus utilisés car il demande peu de calculs du coût un gain en temps.

$$\text{MAD} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |C_{ij} - R_{ij}| \quad (\text{III.15})$$

- Sum of Absolute Differences (SAD) : calcule la somme des différences absolues des différentes intensités des pixels de l'image originale et celle de référence. Son expression est définie par la formule suivante :

$$\text{SAD} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |X(i, j) - X'(i, j)| \quad (\text{III.16})$$

### III.3 Stratégies de recherche

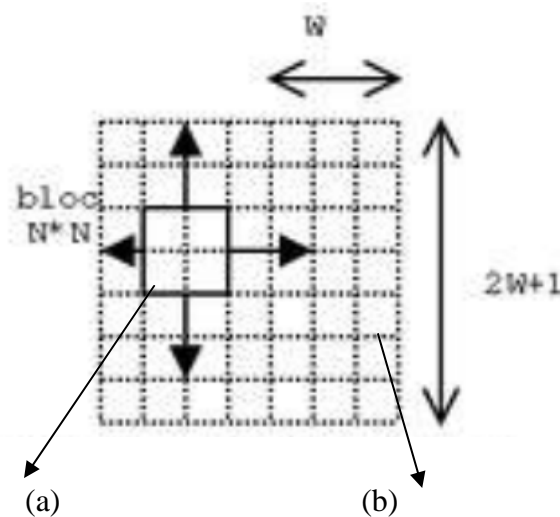
Evidemment, la méthode la plus simple pour trouver le meilleur bloc candidat au sens d'une mesure de similarité est de tester tous les blocs de la zone de recherche. Cette stratégie, appelée recherche exhaustive, est optimale mais pourrait s'avérer très coûteuse en temps de calcul. Cela implique des zones de recherche de taille importante et donc un nombre considérable de blocs candidat à tester.

Pour gagner en temps de calculs Barjatya [2004] a proposé une comparaison entre d'autres stratégies non exhaustives qui consistent à minimiser le nombre de calculs en même temps des résultats optimaux. Ci-dessous nous présentons les différents algorithmes de recherche existants.

### III.3.1 Algorithme de recherche exhaustive (FS)

L'algorithme Full Search est l'algorithme le plus simple et délivre une solution plus optimale, mais aussi le plus coûteux en temps de calcul, puisque tous les blocs de l'image cible sont testés. Le coût en calcul de cet algorithme est en fonction de la taille de l'espace de recherche (fenêtre de recherche).

Cet algorithme consiste à déplacer le bloc de comparaison pixel par pixel jusqu'à avoir testé tous les blocs de la zone de recherche. Le bloc retourné par l'algorithme est celui qui minimise le critère de comparaison utilisé.



**Figure III.36 :** Recherche Exhaustive : bloc de référence (a), fenêtre de recherche (b)

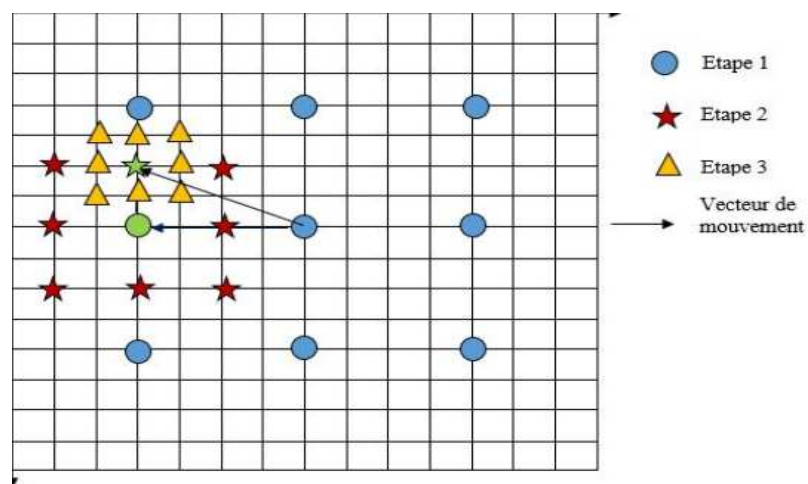
### III.3.2 Algorithmes non exhaustives

Parmi les stratégies de recherche non exhaustives, qui se différencient en modèle de recherche et nombre de calculs, nous citons les plus connus: Three Step Search (TSS), New Three Step Search (N3SS), Four Step Search (4SS), Diamond Search (DS), Adaptive Rood Pattern Search (ARPS), Simple and Efficient Search (SES) et Multi-résolution Block Matching (MBM).

### III.3.2.1 Recherche en trios pas (TSS)

Algorithme de recherche à trois pas proposé permet de réduire la complexité de calculs de FS en se limitant à trois pas pour trouver le meilleur bloc en utilisant un modèle de recherche carré. La méthode TSS a été adoptée par MPEG en raison de sa simplicité

et son efficacité. La figure ci-dessous (voir Figure III.37) illustre la stratégie des trois pas de recherche utilisé dans cet algorithme pour retourner un résultat.



**Figure III.37 : Recherche à Trois Pas**

Cet algorithme n'assure pas une solution optimale comme dans la recherche exhaustive, cela implique que cet algorithme accepte une dégradation de la qualité d'image surtout dans les séquences à mouvement lent.

### III.3.2.2 Nouvelle recherche en trois pas (NTSS)

NTSS est une nouvelle version de l'algorithme TSS, qui a été proposé comme solution pour le problème de TSS, il a le même principe et nombre de pas. Le NTSS se distingue par l'ajout de huit nouveaux points pendant la première étape autour du point central, en plus de conditions d'arrêts supplémentaires. Cet algorithme conserve la simplicité et la régularité de TSS et fonctionne mieux en termes de qualité d'images visuelle.

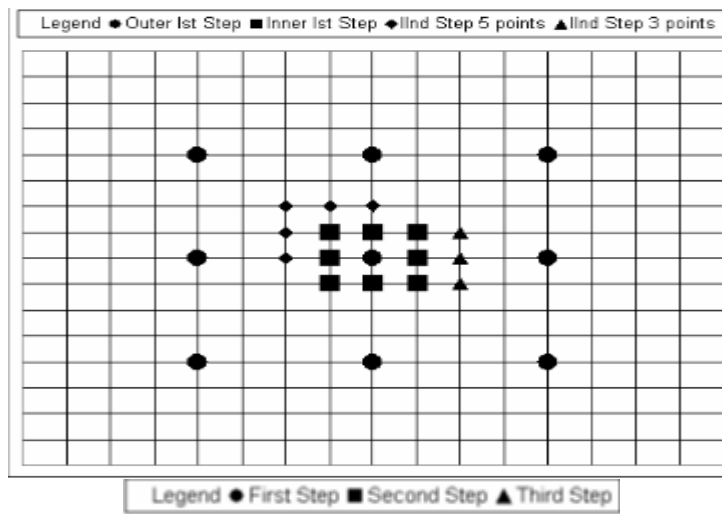


Figure III.38: Nouvelle Recherche à Trois Pas

III.3.2.3 Recherche en quatre pas (4SS)

L' algorithme TSS a le même principe que le TSS avec le même modèle de recherche carré, la différence est que cet algorithme nécessite quatre étapes (pas) avant de retourner un résultat et contient des conditions d'arrêt qui limite le nombre de calculs à faire.

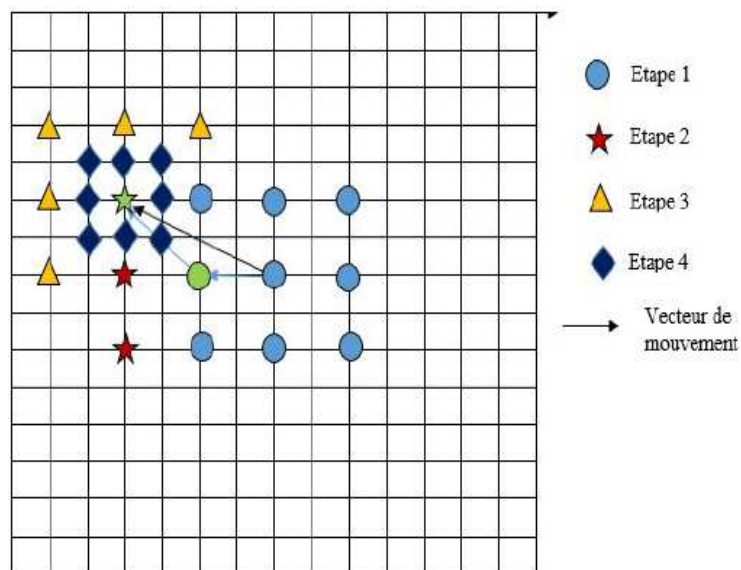
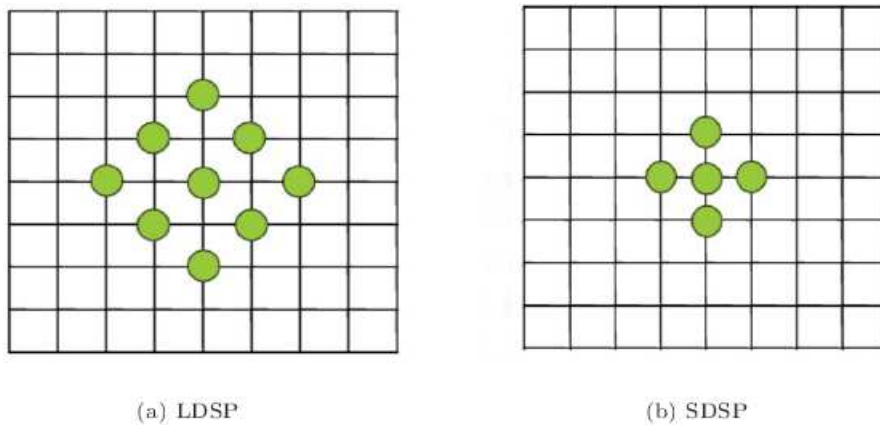


Figure III.39: Recherche à Quatre Pas

### III.3.2.4 Recherche en diamant (DS)

Cet algorithme ressemble à l' algorithme de recherche à quatre pas mais le modèle de recherche carré est remplacé par un modèle diamant d' où vient son nom 'Diamond Search'. La différence est que cet algorithme n' a pas de limite de nombre de point à tester ou nombre d' étapes que l' algorithme doit parcourir. Ils existent deux modèles de recherche diamant : grand modèle de recherche diamant (LDSP) et petit modèle de recherche diamant (SDSP).



**Figure III.40:** Grande Croix de Recherche en Diamant(a), Petite Croix de Recherche en Diamant(b)

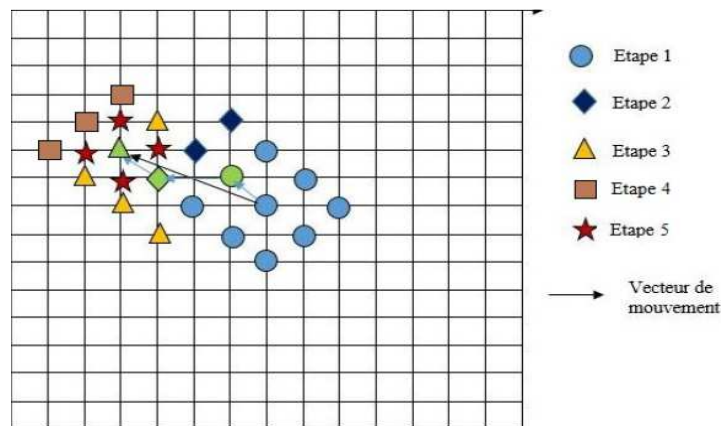
Ils existent deux prototypes de recherche :

#### a) Diamant simple

La recherche commence du vecteur nul, Pour l' étape une, le LDSP est centré sur l'origine du point courant, si le bloc qui minimise l'erreur correspond au centre de LDSP, on va à l'étape 2, sinon on continue.

Pour la deuxième étape le point qui minimise l' erreur est considéré comme le centre d'un nouveau LDSP. Après calcul si le nouveau minimum est au centre du LDSP alors aller à l'étape 3, sinon répéter l'étape 2.

En dernier l' étape trois le schéma LDSP est changé par le schéma SDSP et les quatre points sont testés, le point minimisant l' erreur est la solution finale. Ainsi le mouvement est estimé et un vecteur déplacement est dessiné. La figure ci-dessous illustre le principe de la recherche en diamant (Figure III.41).

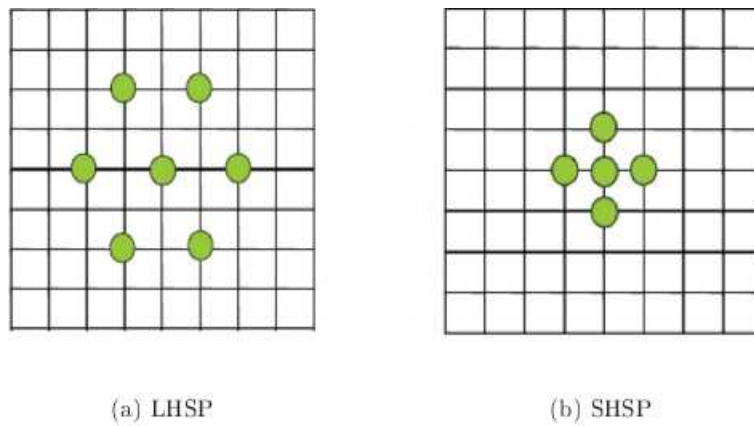


**Figure III.41:** Recherche en diamant

### b) Diamant prédictive

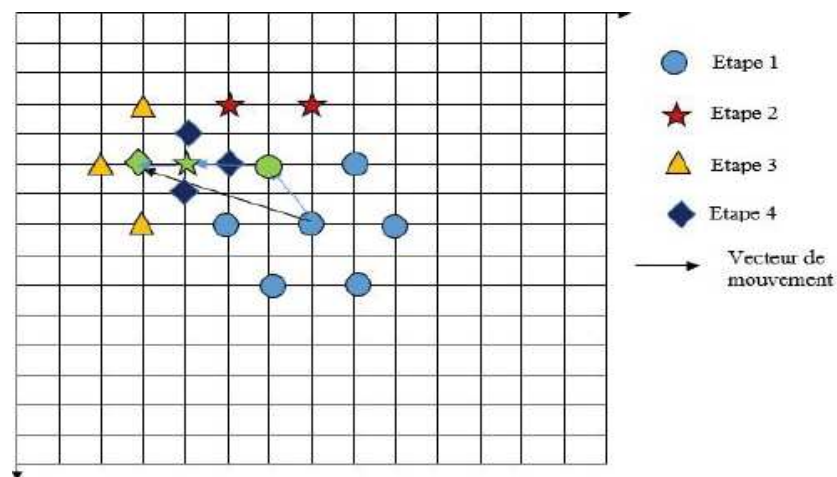
L'algorithme Hexagonal Search (HEX) est une variante améliorée de l'algorithme DS bien que les modèles utilisés sont de type hexagones. En effet, l'algorithme utilise comme dans le DS deux schémas de recherche illustrés dans la figure ci-dessous (voir Figure III.42) : un schéma large (Large Hexagonal Search Pattern : LHSP) et un schéma petit (Small Hexagonal Search Pattern : SHSP).

La première remarque que l'on peut faire est que le SHSP est identique au SDSP, la deuxième est que le LHSP contient sept points alors que le LDSP en contient neuf. Ceci représente un avantage par rapport à l'algorithme DS au niveau de l'implémentation car il n'y a pas de cas particulier, tout est géré identiquement et chaque itération de la deuxième étape n'ajoute que le test de trois points. Cela permet d'entrevoir la diminution du nombre de points testés. Cependant, la qualité d'image est moins par rapport au diamant, de fait qu'elle ignore les déplacements purement verticaux et diagonaux.



**Figure III.42** : LHSP (a), SHSP (b)

La figure ci-dessous (voir Figure III.43) montre un exemple de déroulement de L'algorithme HEX.



**Figure III.43:** Recherche en diamant prédictive

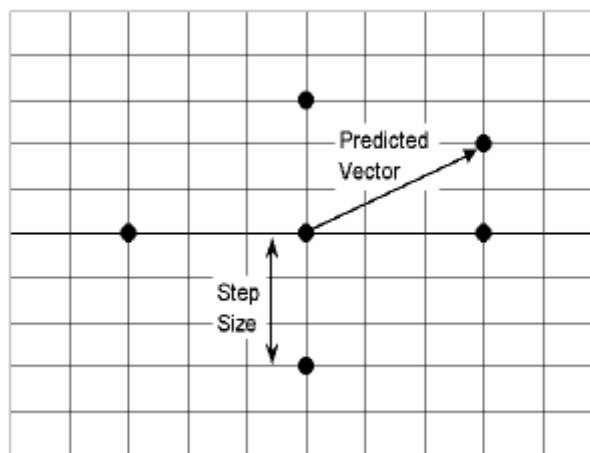
L'algorithme de recherche diamant simple permet, comme nous l' avons vu précédemment d'accélérer la recherche dans le sens où moins de points sont testés par rapport aux TSS, NTSS, 4SS bien que cela dépende de la nature de l' image tout en augmentant la qualité de l'estimation.

### III.3.2.5 Recherche adaptive en croix (ARPS)

Cet algorithme se distingue par l'utilisation de la vitesse prédite par les voisins du pixel considéré comme a priori la vitesse à estimer, la recherche est ainsi effectuée sur le bloc où se situe la vitesse prédite d'une part, au centre lui-même et aux quatre coins de la croix.

L'algorithme se compose de deux phases de recherche séquentielles à savoir la recherche initiale et raffinée : l'initiale est effectuée pour chacun des blocs qu'une seule fois afin de trouver le bon qui sera le point de départ, suivie d'une recherche affinée où un modèle de taille unité est utilisé jusqu'à avoir le vecteur de mouvement final.

L'algorithme de recherche adaptive en croix se pose sur une hypothèse que le grand mouvement dans une image est généralement homogène d'un bloc à un autre.



**Figure III.44:** Recherche Adaptive en Croix

L'avantage principal de cet algorithme sur le DS, si le vecteur de mouvement prédit est en (0,0) : il ne perd pas de temps à chercher avec le LDSP, mais il commence directement la recherche en utilisant le SDSP.

### III.3.2.6 Recherche simple et efficace (SETSS)

Cet algorithme a le même principe que le TSS avec trois pas de recherche. L' idée principale de cet algorithme repose sur une surface uni-modale qui ne peut pas avoir deux minimums dans des directions opposées. Les huit points de recherche représentent le prototype fixe du TSS peuvent être modifiés pour intégrer le principe SES qui permet ainsi un gain de calcul.

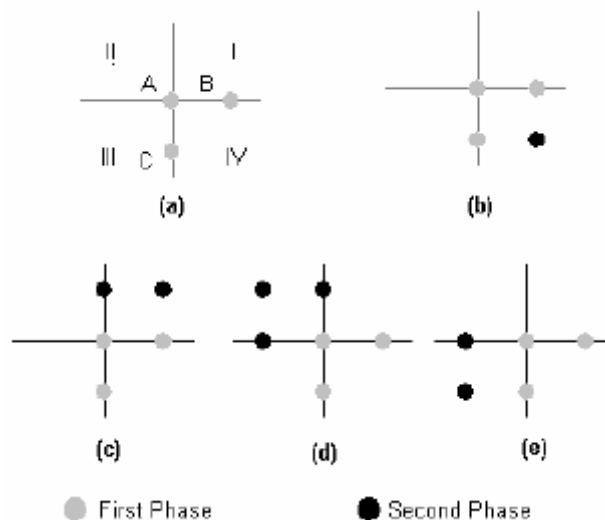
L' algorithme est divisé en quatre quadrants et vérifie trois sites A,B et C. Ci dessous les conditions de recherche quadrant en utilisant EAM (Erreur Absolue Moyenne) :

Si  $EAM(A) \geq MAD(B)$  and  $EAM(A) \geq MAD(C)$ , sélectionner (b);

Si  $EAM(A) \geq MAD(B)$  and  $EAM(A) < MAD(C)$ , sélectionner (c);

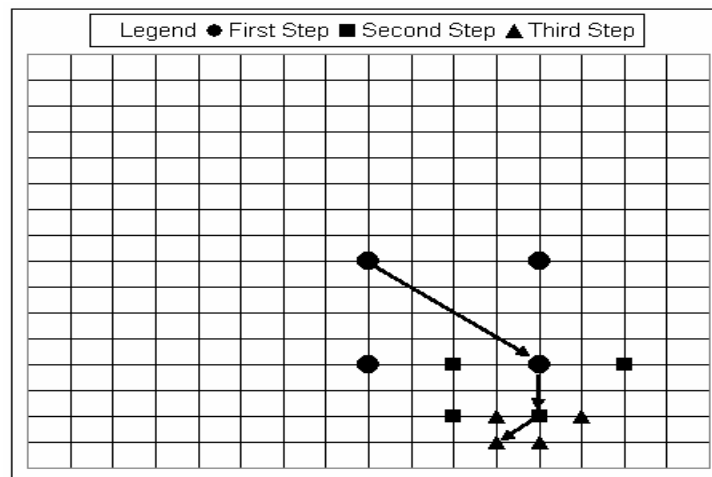
Si  $EAM(A) < MAD(B)$  and  $EAM(A) < MAD(C)$  , sélectionner (d);

Si  $EAM(A) < MAD(B)$  and  $EAM(A) \geq MAD(C)$  , sélectionner (e);



**Figure III.45:** Le modèle de recherche correspondant à chaque quadrant

La figure ci-dessous représente un exemple de procédure de l' algorithme SES (voir Figure III.46).



**Figure III.46:** Recherche Efficace Simple

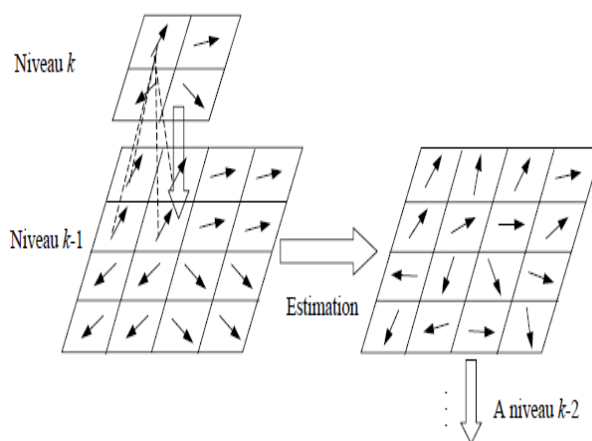
La technique du Block-Matching est venue résoudre le problème de l'estimation de mouvements des grands déplacements. Toute fois, l'augmentation de l'espace de recherche pour but de traitement des grands déplacements entraîne une énorme augmentation du calcul.

Il a été largement admis que les systèmes multi-résolution constituent la manière la plus pratique pour résoudre ce problème et aboutir à un compromis entre précision et temps de calculs en domaine d'estimation de mouvement. Cette approche est applicable à la plupart des méthodes de calcul du flot optique, dont le principe est d'estimer le flot optique à plusieurs niveaux de résolution. Cette idée a été présentée au début dans le codage d'image et a permis de meilleurs résultats en un temps réduit.

#### III.4 Méthode Multi-resolution Block Matching (MBM)

L'approche multi-résolution est bâtie sur une pyramide d'images d'une même scène à des résolutions de plus en plus fines. L'image initiale de résolution maximale est représentée à la base de la pyramide et les images de niveaux supérieurs sont des images à faible résolution, chaque image étant obtenue à partir du niveau inférieur (suivant) par filtrage passe-bas suivi d'un sous-échantillonnage.

La figure (voir Figure III.47) illustre le principe de raffinement de la méthode du Block-Matching en multi-résolution.



**Figure III.47:** Principe d' estimation en multi-résolution du mouvement

### III.4.1 Pyramide multi-résolution

Le schéma de multi-résolution commence par la construction de plus en plus petites versions d' images en termes de l'étendue spatiale autrement dit résolution, tout en conservant des informations d'image utiles dans chaque version. A partir des images originales, des images à des niveaux de résolutions inférieures sous-échantillonnées sont créés jusqu'à ce que les déplacements mesurés dans les cadres sous-échantillonnés soient suffisamment petits pour permettre une estimation raisonnablement précise des mouvements.

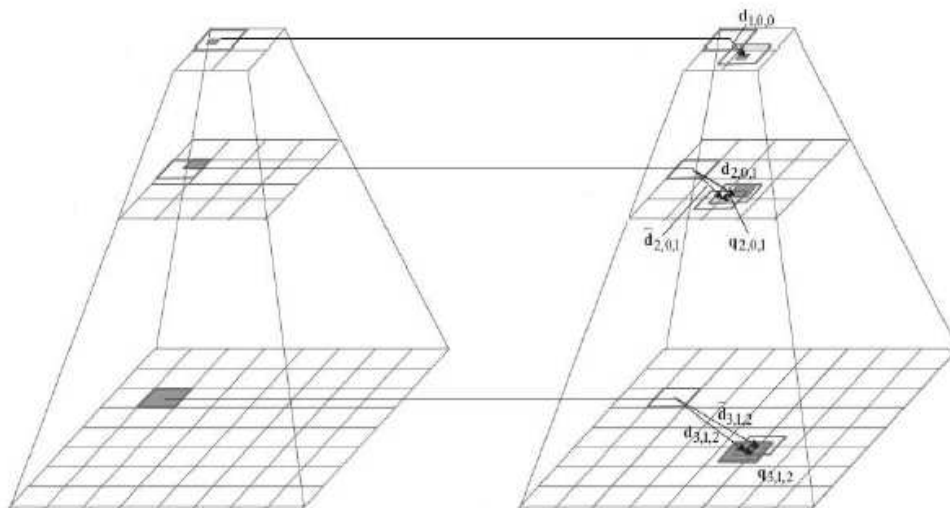
Ces images sont à une résolution successivement plus grossière puis estimer successivement le mouvement à chaque niveau en commençant à l'échelle la plus grossière de basse résolution et cela en appliquant une méthode de calcul choisie.

Les vecteurs de mouvement trouvés aux niveaux supérieurs de résolutions inférieures sont ensuite projetés sur les résolutions plus élevées ou ils sont utilisées comme initialisation brute de l' estimation de mouvement et le processus d'estimation de mouvement est autorisé à continuer jusqu' au dernier niveau de plus haute résolution. Les projections successives de l'estimation du champ de mouvement conduit finalement à un champ de mouvement initial à la plus haute résolution.

Dans le cas de Block-Matching, l'espace de recherche à chaque niveau peut être considérablement réduit, car un petit déplacement aux niveaux supérieurs représente un grand déplacement au niveau initial.

Il est typique de sous-échantillonner par un facteur de 2 de sorte que si le niveau d'origine est de résolution  $H * V$ , le niveau le plus grossier de niveaux  $N$  a une taille  $\frac{H}{2^l} * \frac{V}{2^l}$ .

La figure (III.48) illustre le principe d'estimation hiérarchique du mouvement où chaque bloc fils de l'image hérite du vecteur estimé par son père un vecteur déplacement.



**Figure III.48:** Principe du BM en multi-résolution

La motivation sous-jacente pour une approche multi-résolution ici est de créer une représentation de l'image originale dans laquelle le mouvement est suffisamment petit pour permettre à un algorithme d'estimation de mouvement de se terminer avec succès.

L'avantage de cette approche est la meilleure gestion des grands déplacements en un temps de convergence beaucoup moins élevé. En effet, les mouvements plus importants deviennent accessibles par l'estimation aux résolutions basses. Ensuite, chaque niveau supplémentaire permet de préciser la solution obtenue aux niveaux supérieurs. Cette méthode peut être appliquée dans plusieurs domaines comme : le codage vidéo comme dans les standards MPEG2 et H.263.

### III.4.2 Algorithme du BM en multi-résolution

L'algorithme d'estimation de mouvement multi-grille est énuméré ci-dessous :

1. Définition de L niveaux de la pyramide à plusieurs résolutions sont générés, de sorte que le niveau  $l = 0$  est la résolution originale la plus grossière de l'image et le niveau  $l = L - 1$  est l'image de résolution inférieure et configurer le champ de mouvement initial à ce niveau pour être un ensemble de vecteurs zéro
2. Générer une estimation du champ de mouvement au niveau de résolution  $l$  en utilisant le démarrage actuel
3. Si  $l = 0$  aller à 5, sinon définir le niveau de résolution actuel pour être  $l=L-1$
4. Propager le champ de mouvement du niveau de résolution grossière  $l$  vers le bas jusqu'à la résolution suivante supérieure de niveau  $l-1$
5. Arrêter

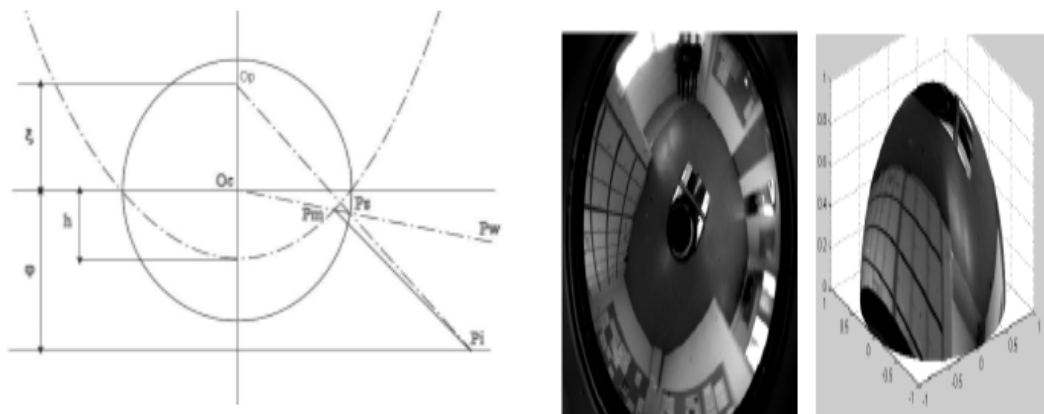
La méthode d'estimation de mouvement du niveau plus grossier au plus fin de la résolution multiple utilisée pour les images classiques a été adaptée au cadre sphérique afin de rapporter des similitudes entre des angles solides, au lieu de blocs de pixels communs. L'algorithme du Block-Matching sphérique est construit sur une représentation multi-résolution d'images sphériques, afin de fournir un champ de mouvement cohérent, même avec des images capturées à des points de vue très différents.

L'estimation de mouvement à plusieurs niveaux de résolutions montre une prédiction et une estimation très efficace des images sphériques, et l'erreur résiduelle est faible et concentrée en hautes fréquences.

### III.5 L' équivalence de projection catadioptrique et stéréographique

Dans de nombreux travaux parmi le travail de Geyer et Daniilidis [2000] sur la géométrie projective catadioptrique. Les auteurs ont étudiés l'équivalence entre une projection catadioptrique et une projection stéréographique et ils ont prouvé qu'une projection catadioptrique centrale est équivalente à un mapping en deux étapes via une sphère. C'est pour cette raison que plusieurs auteurs ont proposés d'utiliser une sphère d'équivalence afin de déterminer la mise en correspondance des angles solides entre deux images sphériques.

Initialement la double projection (ou projection stéréographique) consiste à considérer un point  $P_s$  sur la sphère qui est le résultat de la projection du point 3D sur la sphère unité, puis projeter de la sphère sur le plan image à partir d'un point  $O_p$  qui représente le pôle nord de la sphère situé sur l'axe perpendiculaire au plan image et passant en son centre ( voir figure III.49). Les positions du second point de projection  $O_p$  et du plan image sont déterminées par calibrage.



(a) Projection stéréographique

(b) Projection sur la sphère

**Figure III.49:** Equivalence de projection catadioptrique et projection stéréographique

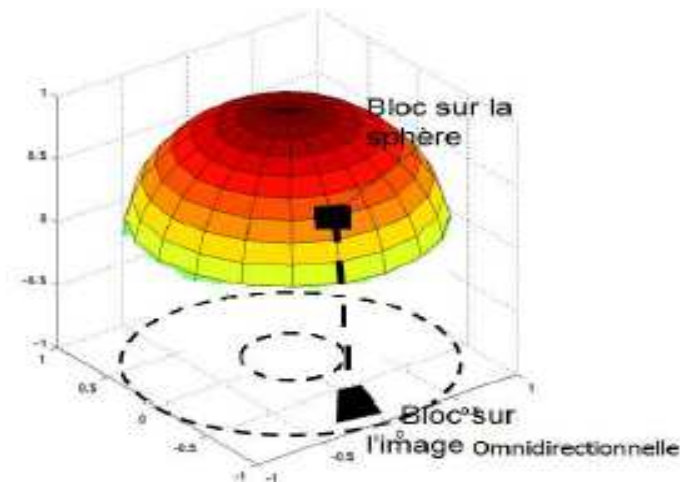
#### III.5.1 Traitement sur la sphère

L'image omnidirectionnelle présente une résolution non homogène du centre à la périphérie, due aux distorsions radiales qui représente un défaut optique de l'objectif qui se traduit par des courbures des lignes droites du sujet photographié. Ces distorsions sont le produit des

déplacements radiaux et tangentiels respectivement parallèles et perpendiculaire à l'axe optique du miroir.

La non homogénéité de la résolution implique qu'un bloc rectangulaire, représentant le voisinage d'un point est utilisé dans les images perspectives, n'est pas approprié pour les caméras catadioptriques. Ainsi le Block-Matching classique ne peut être appliqué sur les images omnidirectionnelles catadioptriques car induit forcément des erreurs.

Pour but de résoudre ce problème, l'espace sphérique est le plus recommandé. La figure ci-dessous (voir Figure III.50) montre l'adaptation d'un bloc d'image omnidirectionnelle avec distorsion sur la sphère unité.



**Figure III.50:** Traitement sur la sphère

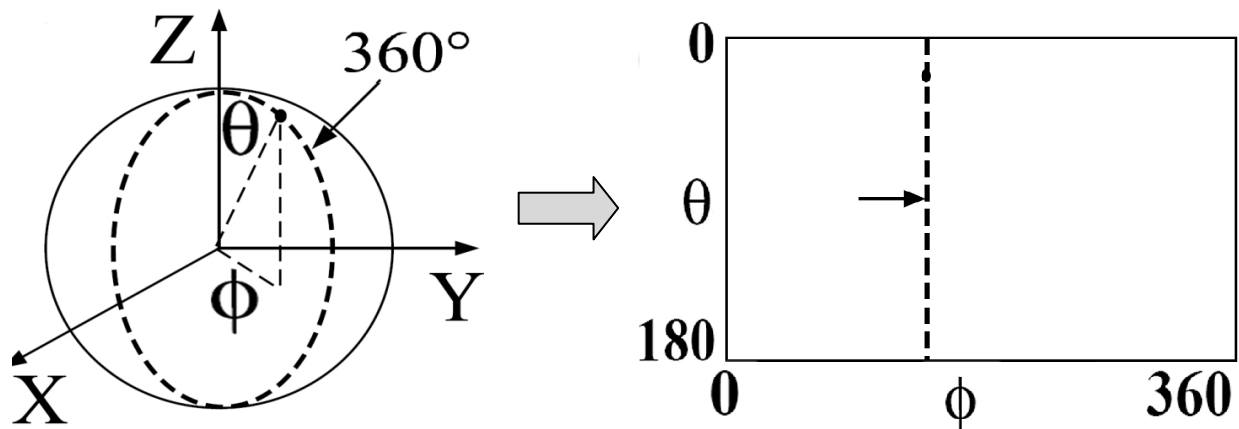
Parmi les méthodes proposées pour remédier aux problèmes de méthodes classiques dans l'estimation du flot optique est la méthode du Block-Matching sur sphère, qui permet de meilleurs résultats dans l'estimation de mouvement dans les images omnidirectionnelles.

### III.6 Méthode de mise en correspondance des blocs sphérique (SBM)

Cette méthode consiste à estimer le mouvement dans les images catadioptriques centrales en utilisant la méthode Block-Matching sur la sphère, nommée ‘ Spherical Block Matching’ en anglais. Cette approche a été conçue pour calculer le mouvement dans les images sphériques

et a été utilisée pour la première fois dans le travail de Tosic [2005], dans un arrangement multi-résolution afin de calculer de mouvement dans deux images sphériques.

Bogdanova [2010] a adapté la méthode du BM classique sur les images perspectives aux images omnidirectionnelles en la reformulant sur l’espace sphérique pour calculer le flot optique dans les images catadioptriques centrales. Pour estimer le mouvement, l’algorithme utilisé met en correspondance simplement les angles solides de deux images sphériques équivalentes capturées de la même scène d’un point de vue différent et vise à calculer le champ de mouvement entre elles en utilisant une mesure objective de ressemblance ou dissemblance entre les valeurs des pixels contenus dans les deux blocs dans une zone de recherche définie.





**Figure III.51:** Images sphériques dans la grille  $\theta$  et  $\varphi$

Les distorsions traduites par la courbure des lignes dans l' image omnidirectionnelle sont corrigées dans l' espace sphérique comme l' illustre la représentation de l' image  $\theta$  et  $\varphi$ (voir figure III.51).

### III.6.1 Principe SBM

Le principe du Block-Matching sphérique consiste à projeter l' image omnidirectionnelle sur une sphère équivalente virtuelle de rayon unité afin d' estimer le mouvement et cela en utilisant la méthode classique du Block-Matching.

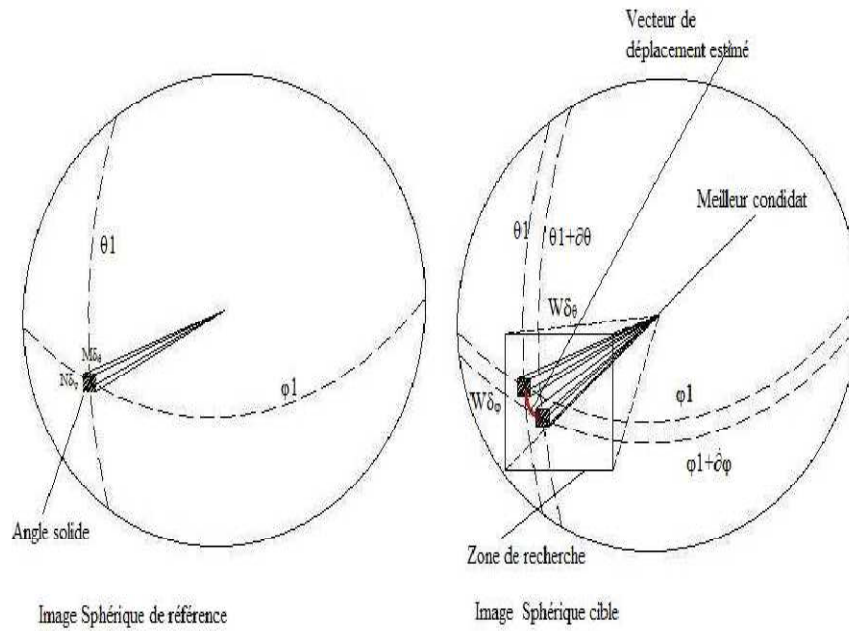
L' algorithme consiste à diviser initialement la première image sphérique  $F_0$  en angles solides non chevauchés de tailles identiques  $M_d \times q \times j \times N_d$ . Ces angles sont indépendants l' un de l' autre et les pixels composant chaque angle ont le même pas de mouvement.

Deuxièmement l' algorithme cherche le meilleur angle solide cible dans la deuxième image sphérique  $G_0$  par rapport à un angle solide de référence choisi dans la première image Sphérique  $F_0$  en minimisant ou maximisant un critère de comparaison.

Pour gagner en temps de calculs, une fenêtre de recherche est définie  $W_d \times q \times j \times W_d$  qui limitera le nombre d' angles solides candidats testés dans la deuxième image sphérique, ainsi accélérer la recherche. La taille de la fenêtre de recherche dans l' espace sphérique comme dans l' espace plan dépend toujours du déplacement maximal autorisé pour chaque pixel.

Cette opération est recommencée avec un autre angle solide jusqu'à ce qu' il n' y' ait aucun à tester.

A la fin de la procédure on obtient pour chaque angle solide de la première image sphérique un vecteur de déplacement en  $q$  et  $j$  qui caractérise son mouvement. la figure (voir Figure III.52) montre le principe du SBM et un exemple de vecteur de mouvement obtenu par cette méthode.



**Figure III.52:** Block-Matching Sphérique

**III.6.1.1 Algorithme du Block-Matching Sphérique**

$l = L - 1, M_l = [0, 0], \forall i, \delta_\theta = \frac{\pi}{2B}, \delta_\varphi = \frac{2\pi}{2B},$   
*B = full resolution*  
*divide g into I uniform blocks of size  $M\delta_\theta \times N\delta_\varphi$*   
*i = 0;*  
*repeat*  
*(p<sub>i</sub>, q<sub>i</sub>) ← position of g<sub>i</sub>;*  
*Ω ← {(p, q)} such that*  
 $p \in \left[ p_i + M_l(1) - \frac{W\delta_\theta}{2} + 1, p_i + M_l(1) + \frac{W\delta_\theta}{2} \right]$  and  
 $q \in \left[ q_i + M_l(2) - \frac{W\delta_\varphi}{2} + 1, q_i + M_l(2) + \frac{W\delta_\varphi}{2} \right]$   
*f<sub>i</sub> = arg min<sub>Ω</sub> MSE(g<sub>i</sub>, f<sub>i</sub>);*  
*(w<sub>i</sub>, t<sub>i</sub>) ← position of f<sub>i</sub>;*  
*M<sub>i</sub> ← [p<sub>i</sub> + w<sub>i</sub>, q<sub>i</sub> + t<sub>i</sub>];*  
*i ← i + 1;*  
*until i > I*  
*l ← L - 1*  
*until l < 0*

Afin d'augmenter encore plus la précision du Block-Matching Sphérique avec un temps de calculs faible, la combinaison de l'approche multi-résolution et du Block-Matching Sphérique est la plus appropriée. Nous verrons par la suite l'apport positif de la multi-résolution en temps et précision pour l'algorithme du Block-Matching Sphérique.

**III.6.2 Block-Matching Sphérique en multi-résolution**

L'idée de base de l'estimation hiérarchique du mouvement est d'estimer successivement le mouvement à chaque niveau. La méthode de calcul choisie est appliquée depuis l'image de plus basse résolution située au sommet de la pyramide qui est le niveau supérieur dans la représentation pyramidale. L'estimation au niveau de résolution inférieure, est transmise au niveau de résolution supérieure où elle est utilisée comme initialisation brute d'estimation du mouvement. Cette initialisation est alors raffinée par une méthode d'estimation de mouvement de paramètres correspondant au niveau respectif de résolution, le processus étant repris pour le niveau suivant.

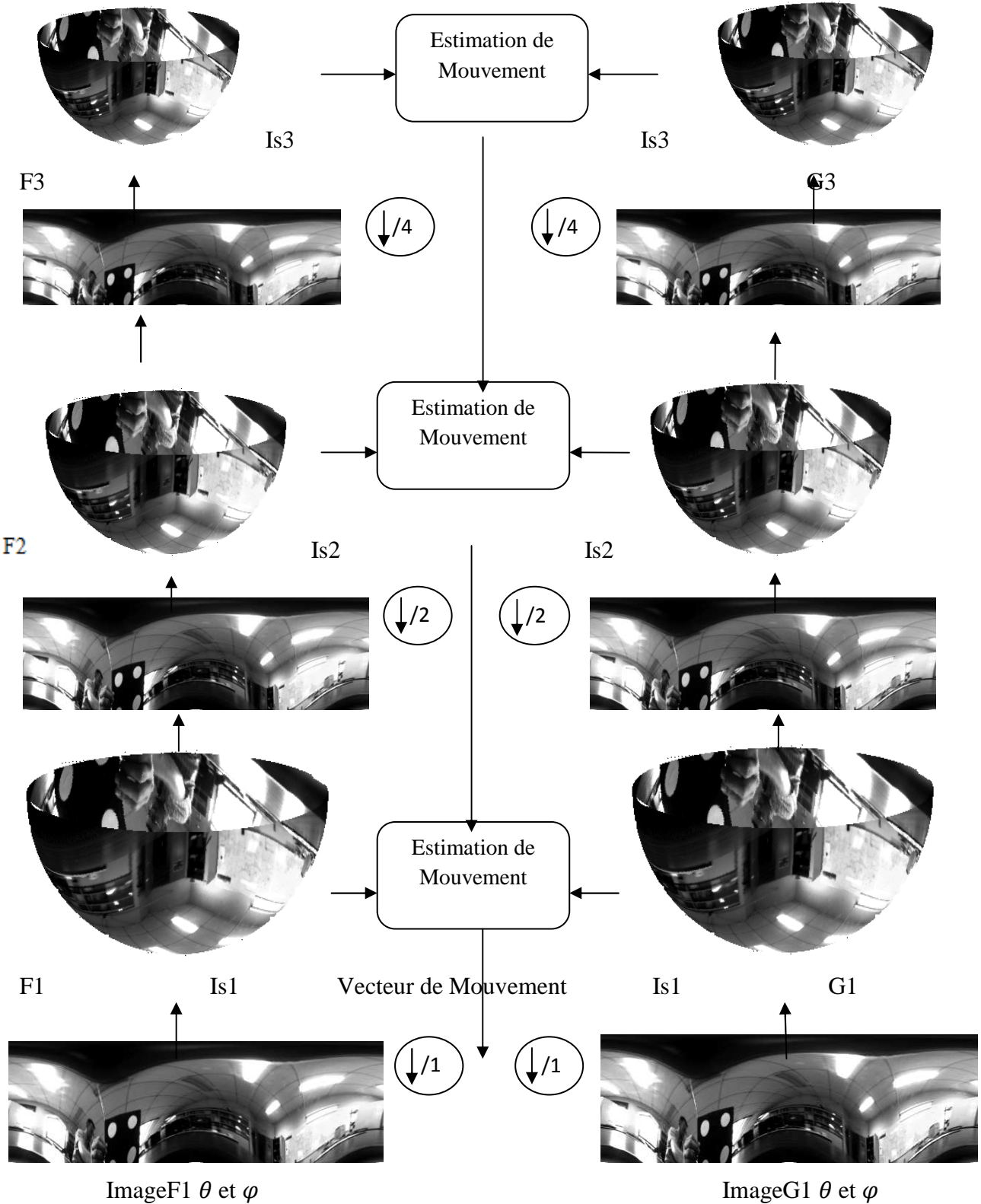


Figure III.53:Block-Matching Sphérique en Multi-resolution

La figure (voir Figure III.53) illustre le principe d'estimation hiérarchique multi-résolution du mouvement où chaque bloc fils de l'image hérite par son père le vecteur de déplacement estimé.  $IS_i$  est l' image sphérique au niveau  $i$ .

Dans notre travail, nous allons étudier la méthode du Block-Matching appliquée directement sur les images omnidirectionnelles et la méthode du Block-Matching sphérique avec les mêmes paramètres, afin de désigner la plus performante des deux.

## IV .Evaluation

Afin d'évaluer les performances des résultats et de mesurer la qualité des images prédites, nous nous basons sur trois critères essentiels :

### IV.1 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio):

Le PSNR est le rapport signal sur bruit, ce bruit est défini en tant qu'une erreur dans l'estimation de mouvement. Alors plus l'erreur est minime, plus le PSNR est important et plus les résultats sont meilleurs, l'équation ci-dessous définit ce critère (voir équation III.17) ou le seuil est défini à 255 et  $N * N$  est la taille de l'image,  $P(i, j)$  désigne un pixel de l'image de référence,  $\tilde{P}(i, j)$  désigne un pixel de l'image courante. MSE l'erreur quadratique moyenne.

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{(255)^2}{\frac{1}{N*N} \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} [P(i,j) - \tilde{P}(i,j)]^2} = 10 \log_{10} \frac{(255)^2}{\text{MSE}} \quad (\text{III.17})$$

**IV.2 Image erreur :** c'est la différence trouvée entre l'image prédite et l'image courante qui est l'erreur d'estimation. Ci dessous l'équation définit l'image erreur (voir équation III.18)

$$\text{IE} = (\text{image prédite} - \text{Image courante}) = P(i, j) - \tilde{P}(i, j) \quad (\text{III.18})$$

## V . Application

Dans notre travail nous nous servons de deux types d'images omnidirectionnelles : synthèses et réelles, dans le but d'évaluer les performances des algorithmes étudiés précédemment. Nous utiliserons les mêmes paramètres pour chaque méthode tels que : la taille du block et fenêtre de recherche. Le choix de la dimension du bloc B et fenêtre de recherche W s'est fait en testant arbitrairement des tailles différentes : 4x4, 8x8, 16x16, 32x32 et 64x64. Un critère visuel nous a permis de retenir les tailles du bloc et de la fenêtre suivantes :  $M*N = 16x16$ ,  $W=33x33$ , pour la séquence de synthèse et  $M*N = 8x8$ ,  $W= 17$  pour la séquence réelle.

### V.1 Application aux images de synthèses

Nous avons utilisé une séquence de synthèse rectangle obtenue à l'aide d'un simulateur (voir figure III.54) pour tester la performance du Block-Matching, nous avons fait translater les rectangles dans un sens dans la deuxième image.

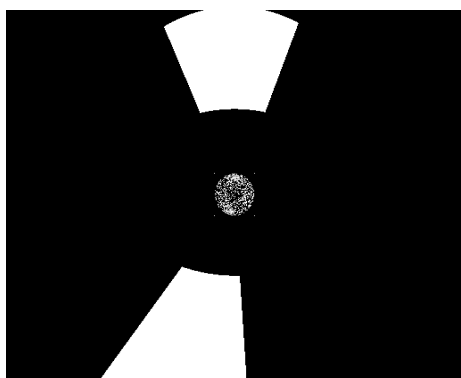
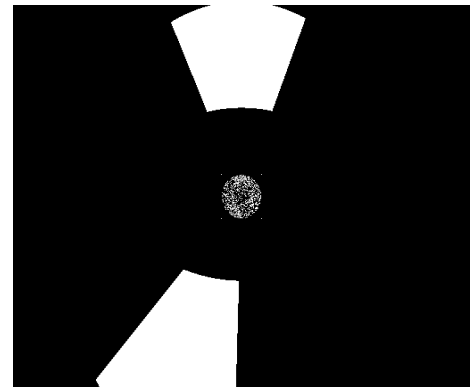


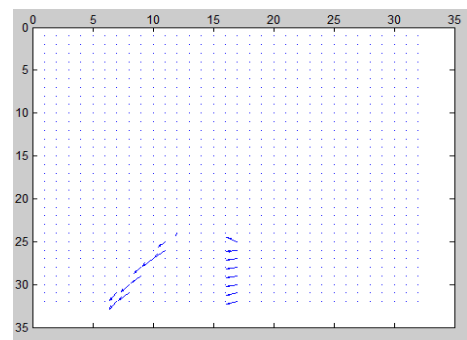
Image (t)



Image(t+1)



Image prédite (PSNR=34.07)



Mouvement estimé avec BM classique

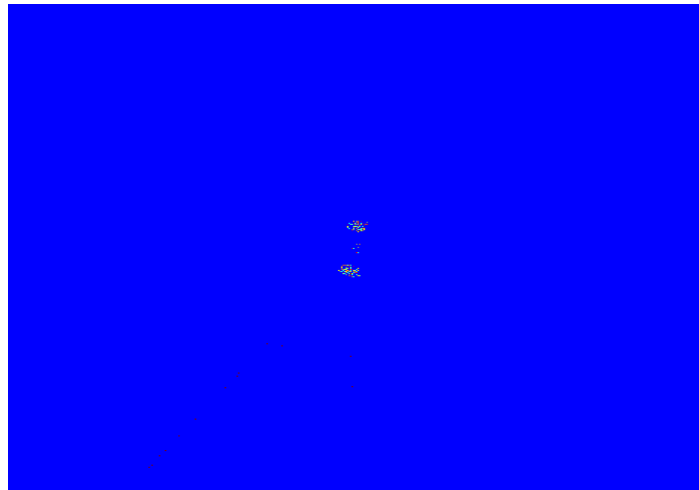


Image erreur BM

**Figure III.54:** Résultats du BM Séquence de synthèse

L' image prédite contient des erreurs remarquables qui sont dû aux distorsions contenu dans l' image omnidirectionnelle. Cela montre l' insuffisance de l' algorithme du Block - Matching classique sur les images perspectives appliqué directement sur les images omnidirectionnelles.

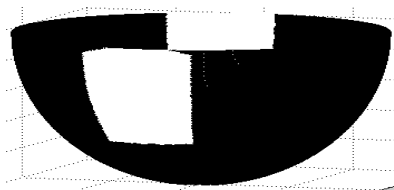
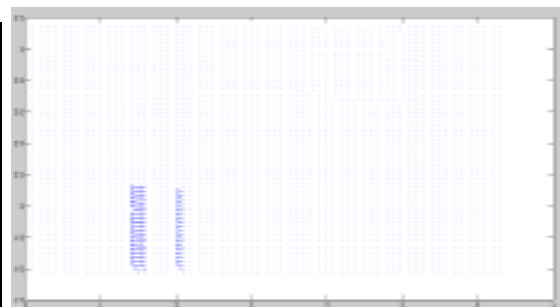


Image sphérique

Image panoramique plan  $\theta$  et  $\varphi$ 

Image panoramique prédite (Inf d)

Vecteur de mouvement en  $\theta$  et  $\varphi$



**Figure III.55 :** Résultats du Block-Matching-sphérique

Nous observons que les rectangles déformés dans l' image omnidirectionnelle ont été redressés dans l' image sphérique ainsi que dans l' image  $\theta$  et  $\varphi$  grâce à la correction des courbures de lignes de blocs. Le Tableau ci-dessous (voir tableau III.1) montre l' efficacité du Block-Matching Sphérique par rapport au Block-Matching sur plan image.

<b>BM</b>	<b>34.07</b>
<b>SBM</b>	<b>37.67</b>

**Tableau III.1 :** Résultat de comparaison entre BM et SBM

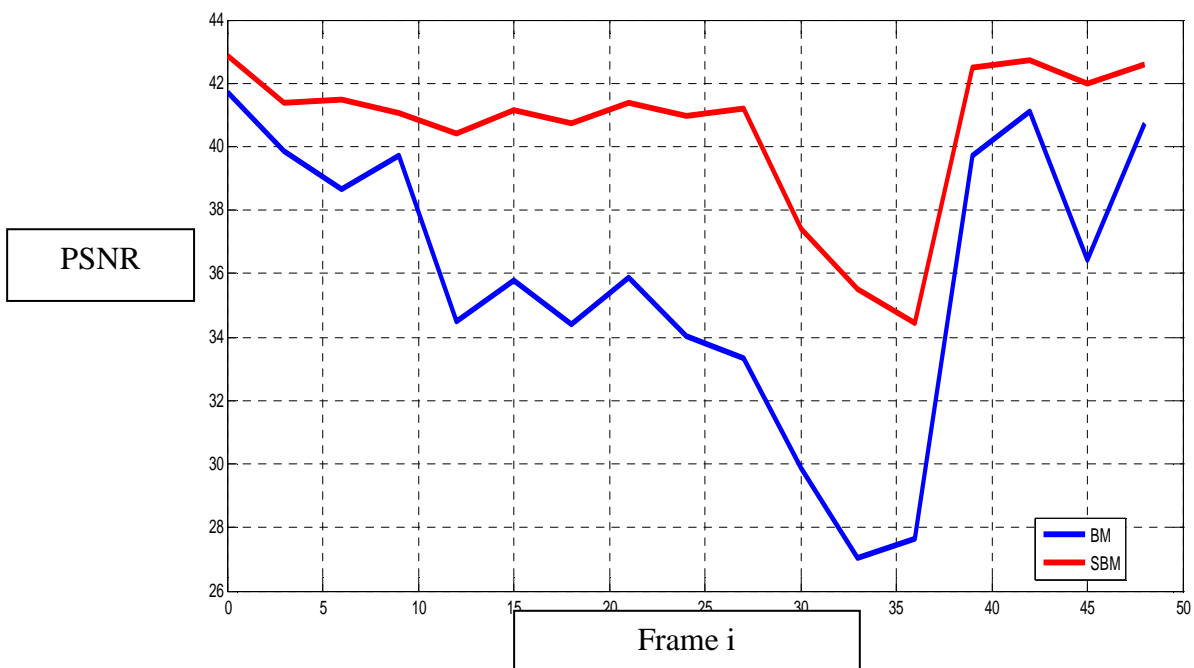
## V.2 Application aux images réelles

Nous allons estimer le mouvement dans la séquence de guillaume prise par une caméra paracatadioptrique embarqué sur un robot avec différents déplacements d' objets dans la scène afin d' estimer le flot optique et cela en utilisant les mêmes paramètres : taille du bloc et taille de la fenêtre de recherche. Ci-dessous nous exposerons les résultats sous forme de tableaux et figures.



**Figure III.56 :** Séquence réelle

Les figures ci-dessous (voir figure III.57 ,figure III.58) illustrent le PSNR pour toute image de la séquence vidéo. D'après les résultats, la méthode sphérique adaptée du Block-Matching offre une bonne qualité d' image reconstruite dite prédite. Notre approche est clairement plus performante que la méthode du Block-Matching classique pour une séquence réelle.



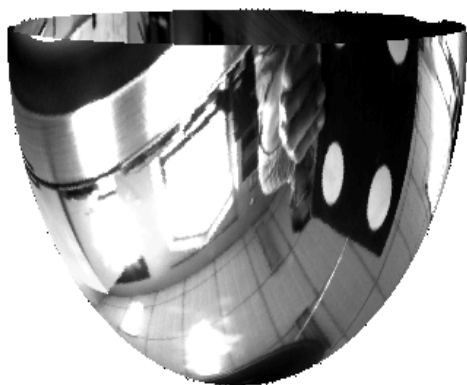
**Figure III.57 :** Résultats de comparaison entre BM et SBM



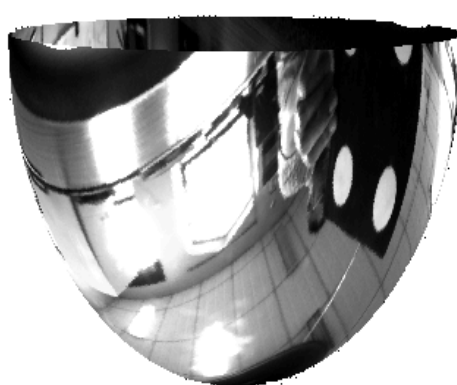
(a) Image référence (t)



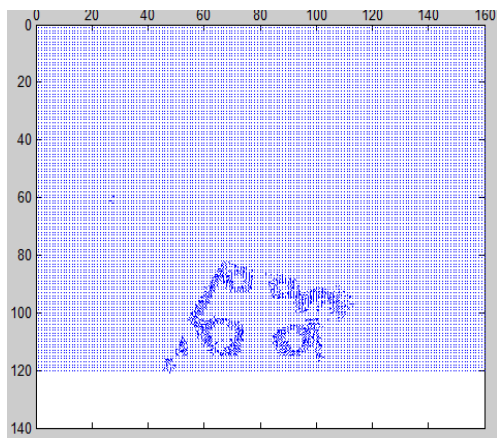
(b) Image cible (t+3)



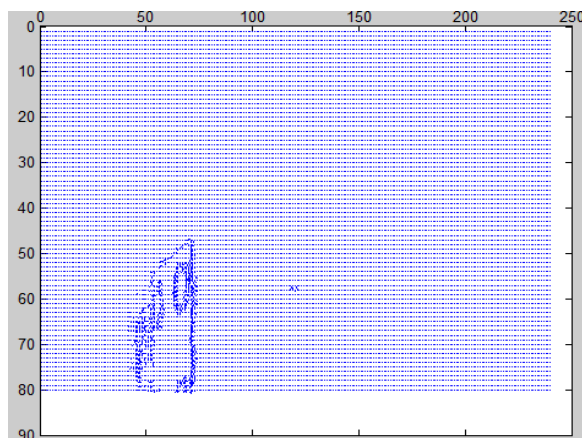
(c) Image (t) sphérique  $\theta$  et  $\varphi$



(d) Image (t+3) sphérique  $\theta$  et  $\varphi$



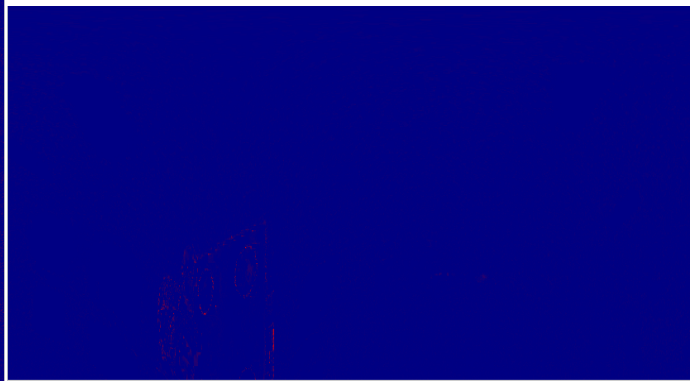
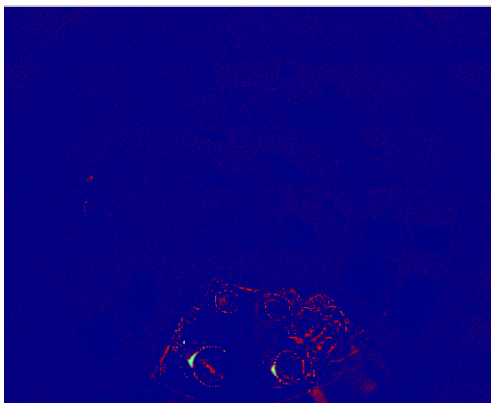
(e) Mouvement estimé du BM classique



(f) Mouvement estimé du SBM en  $\theta$  et  $\varphi$



(g) Image prédite avec BM(PSNR=33.35db) (h) Image prédite avec SBM(PSNR=41.22db)



(i) Image erreur avec BM classique

(j) Image erreur avec SBM

**Figure III.58** : Résultats du BM et SBM

Séquence	BM	SBM
Moyenne PSNR(db)	37.98	43.14

**Tableau III.2:** Résultat de comparaison entre BM classique et SBM

L' image reconstruite du BM classique contient visiblement des erreurs considérables que l' image panoramique plan reconstruite par SBM. L' espace sphérique corrige les courbures de lignes de blocs dans les images omnidirectionnelles ainsi nous obtenons des blocs triangulaires dans l' image  $\theta$  et  $\varphi$  valables pour l' application du Block-Matching classique

sur cette image. Le Tableau ci-dessus (voir tableau III.2) montre l'efficacité du Block Matching Sphérique par rapport au Block-Matching sur plan image.

La méthode du Block-Matching sphérique est visiblement beaucoup plus performante en estimation de mouvement, vu la grande différence entre la moyenne du PSNR du Block-Matching et SBM grâce à la résolution du problème de l'effet du bloc.

## VI .Block-Matching Sphérique en Multi-résolution

Comme nous l'avons vu, la méthode SBM tient compte des distorsions produites par le miroir à point de vue unique, certes le temps de calculs reste élevé. Afin de réduire le temps de calculs, ainsi qu'une meilleure estimation du flot optique nous utilisons l'approche multi-résolution. Nous utilisons les mêmes paramètres pour la séquence de synthèse et réelle : taille du bloc  $B=20$  et fenêtre de recherche  $W=32$  afin de comparer et évaluer les deux méthodes correctement.

### VI.1 Images réelles

La figure III.59 illustre les résultats obtenus avec Block-Matching en multi-résolution et du Block-Matching sphérique multi-résolution. L'approche MSBM a une estimation meilleure du flot optique. L'approche MSBM tient en compte des distorsions d'images.

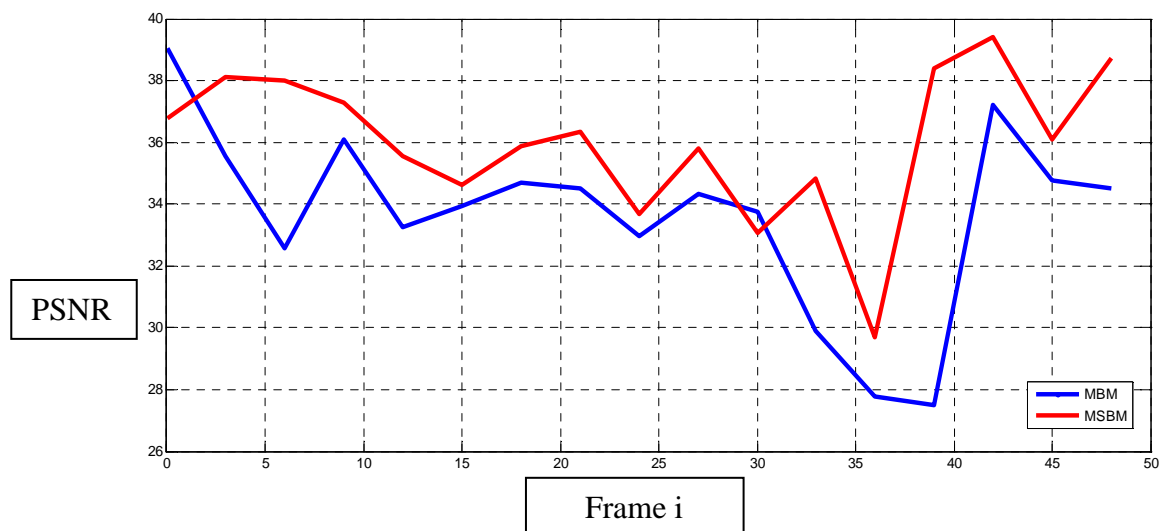


Figure III.59 : Résultats du MBM et MSBM

Le tableau ci-dessous (tableau III.3) montre les résultats du Block-Matching classique et sphérique en Multi-résolution dans une séquence réelle omnidirectionnelle. Nous remarquons une réduction considérable du temps de calculs en multi-résolution aux BM et SBM, ainsi qu'une amélioration dans les résultats du MSBM par rapport au MBM.

Séquence	BMM	MSBM
PSNR moyen (db)	33.84	36.01
Temps de calculs moyen (s)	10.60	10.49

**Tableau III.3** : Résultats du BMM et MSBM

La figure III.60 montre le principe où  $L$  est la longueur et  $H$  la largeur en pixels de l' image de résolution initiale, et le résultat de l'approche multi-résolution.



(a) Image référence(t) niveau3



(b) Estimation Image cible(t+3) niveau3



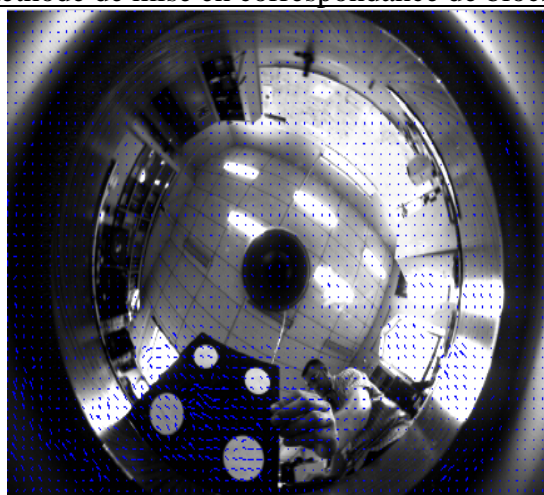
(c) Image référence niveau2



(d) Estimation Image cible niveau2



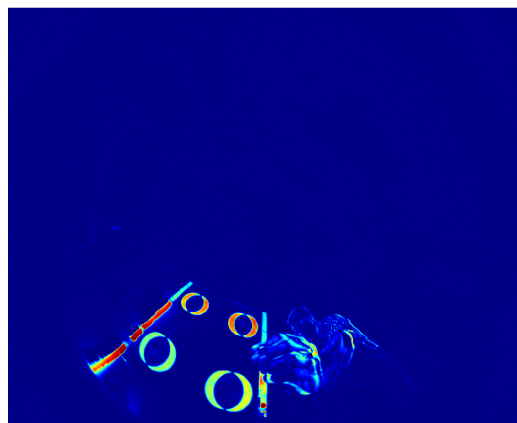
(e) Image référence niveau1 (résolution originale)



(f) Estimation Image cible niveau1



(g) Image prédite (PSNR=32.57db)



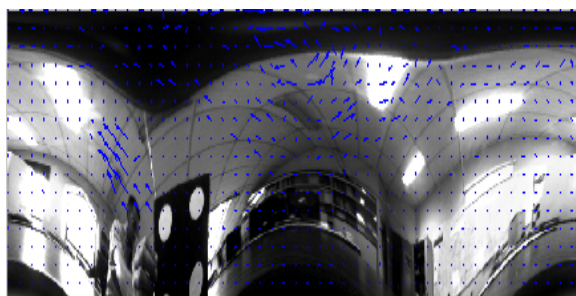
(h) Image erreur



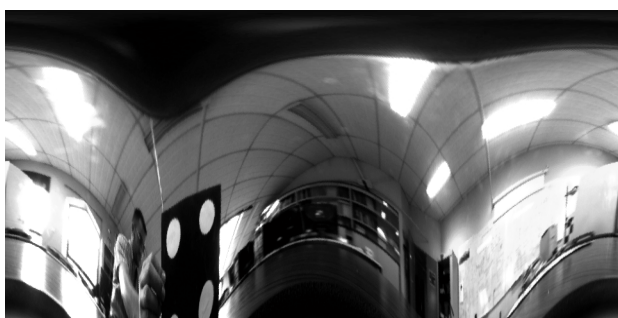
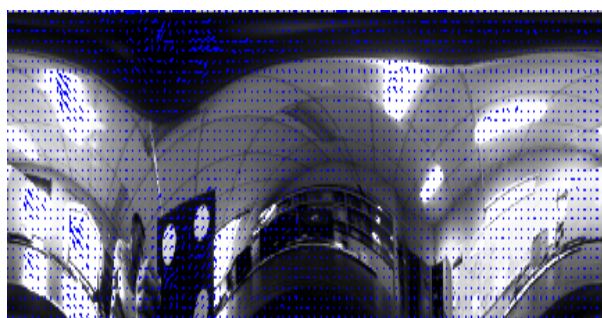
(i) Image référence panoramique  $\theta$  et  $\varphi$  l=3



(j) Image cible panoramique  $\theta$  et  $\varphi$  l=3

(k) Image référence panoramique  $\theta$  et  $\varphi$  niveau2

(l) Estimation niveau2

(m) Image référence originale panoramique  $\theta$  et  $\varphi$  niveau1

(n) Estimation finale niveau1



(o) Image panoramique prédite (PSNR=38.00db)



(p) Image panoramique erreur

**Figure III.60 : Résultats MBM et MSBM**

Nous remarquons que l'estimation est faite premièrement au niveau2 où la résolution est la plus faible, puis l'estimation est raffinée au niveau inférieur original (niveau1).

La méthode du MSBM a moins d'erreurs avec une estimation considérable du mouvement tel que le PSNR a atteint 38db tant dis que le MBM est à 32.57db et cela grâce à la résolution du problème de distorsions dans l'espace sphérique ainsi que le raffinement d'estimation qui améliore les résultats.

## VII .Application de différents algorithmes recherche

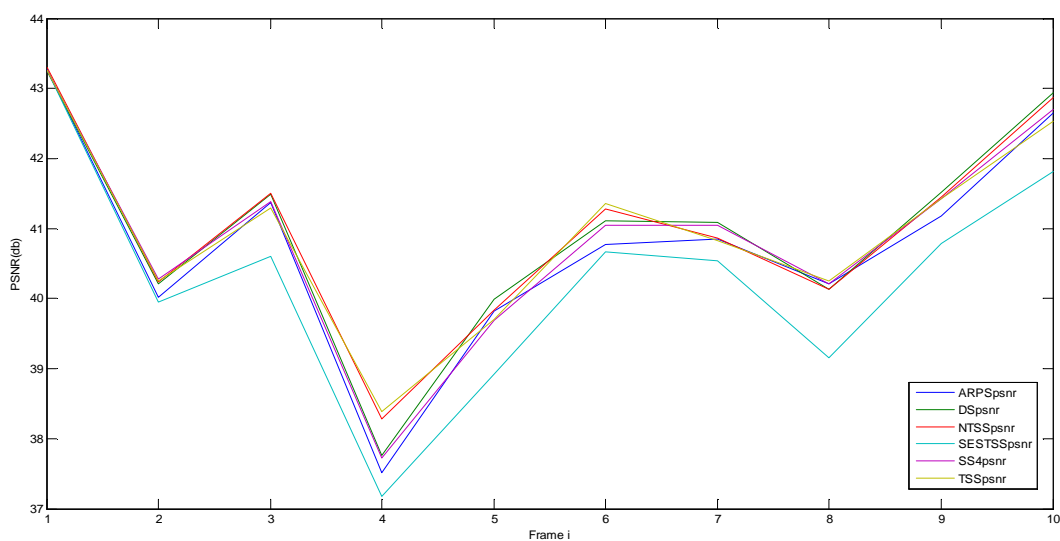
Afin de réduire le temps de calcul, plusieurs algorithmes limitant le nombre d' itérations ont été proposé, tout en gardant les résultats optimaux. Ci dessous un tableau (voir tableau III.4) montre les performances des différents algorithmes de recherche utilisés dans la méthode du Block-Matching.

Nous avons utilisé les mêmes paramètres pour les deux méthodes classique et sphérique :la taille du block à  $16*16$  pixels afin d' évaluer les correctement les résultats obtenus.

Algorithme	PSNR MOYEN(db)
ARPS	40.66
DS	40.94
NTSS	40.97
SETSS	40.28
SS4	40.87
TSS	40.94

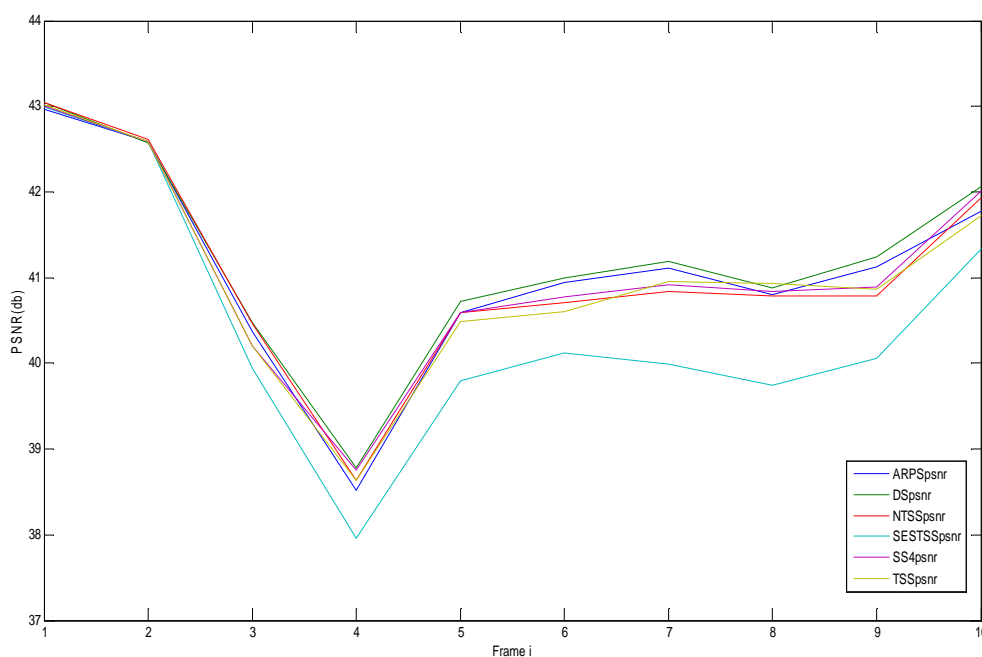
**Tableau III.4:** Algorithmes de recherches du BM

La figure ci-dessous (voir figure III.61) illustre les résultats des algorithmes de recherche du Block-Matching non exhaustifs.



**Figure III.61:** Résultats d'algorithmes de recherche non exhaustifs du BM

Algorithme	PSNR MOYEN(db)
ARPS	41.07
DS	41.19
NTSS	41.03
SETSS	40.44
SS4	41.05
TSS	40.99

**Tableau III.5:** Algorithmes de recherche du SBM**Figure III.62:** Résultats d'algorithmes de recherche non exhaustifs du SBM

Nous remarquons que les algorithmes de recherches non exhaustives sont assez performants avec un gain en nombre de calculs, ce qui implique un une réduction du temps de calculs évidemment.

## Conclusion Générale

La robotique est considérée l'application la plus traitée dans le cadre d'analyse du mouvement dans les images catadioptriques omnidirectionnelles à capteur de point de vue unique. Dans notre travail nous avons étudié une méthode d'estimation du flot optique basée sur la mise en correspondance de blocs. Les résultats obtenus ont montré la difficulté de prendre en compte les distorsions dans la méthode classique appliquée directement sur les images omnidirectionnelles.

C'est dans le même principe que nous avons proposé une adaptation de la technique de mise en correspondance de blocs dans les images catadioptriques centrales.

Notre méthode consiste à projeter l'image catadioptrique omnidirectionnelle sur l'espace sphérique afin de tenir compte des distorsions contenues dans ces images. L'espace sphérique diminue les distorsions dans l'image omnidirectionnelle, ainsi le problème d'effet du bloc est résolu en éliminant les courbures causées par les déplacements radiaux et tangentiels et nous obtenons lors de l'interpolation de l'espace sphérique à l'espace plan  $\theta$  et  $\varphi$  des lignes droites et nous pouvons appliquer la méthode du Block-Matching sur les images panoramiques planes  $\theta$  et  $\varphi$ .

La méthode proposée permet une bonne estimation du flot optique dans différents mouvements dans les images catadioptriques centrales contrairement aux méthodes classiques appliqués directement sur le plan image.

Les résultats obtenus par la méthode proposée sont considérablement meilleurs dans l'estimation du flot optique dans différents mouvements.

Afin d'estimer rapidement les grands déplacements dans les images omnidirectionnelles, nous utilisons l'approche Multi-résolution dans la méthode de mise en correspondance sphérique on réalise un compromis entre une bonne estimation du mouvement et un temps de calculs réduit. Les résultats obtenus montrent les performances de cette méthode adaptée aux grandes amplitudes de mouvement de la caméra catadioptrique.

Nous avons aussi étudié les différents algorithmes d'estimation du flot optique de la méthode de mise en correspondance de blocs.

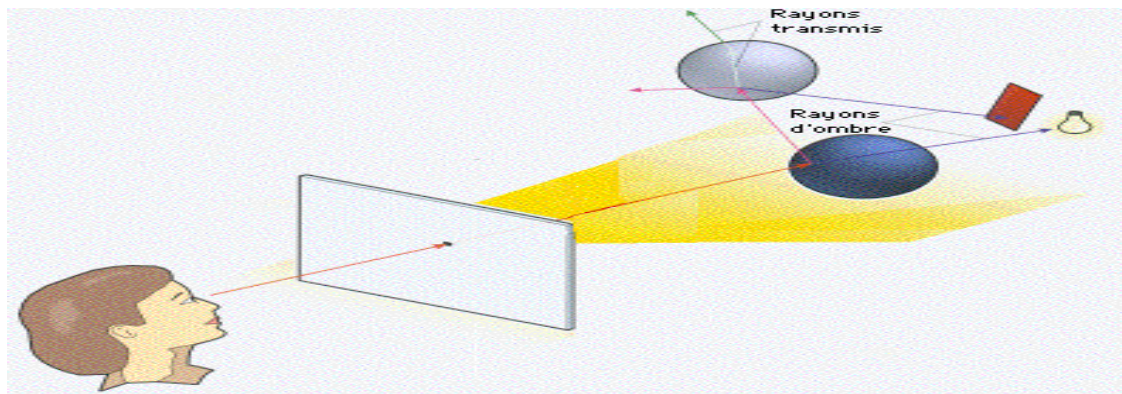
Les perspectives intéressantes sont l'application de la méthode proposée dans la robotique mobile, le suivi et détection d'objets ainsi que la compression vidéo et la téléconférence, même la télédétection pour estimation du mouvement des nuages grâce à l'équivalence entre le volume de la terre et la sphère ce qui donne des résultats beaucoup plus meilleurs pour l'estimation de sphère ou demi sphère du globe terrestre. Aussi les résultats de comparaison des algorithmes de recherche non exhaustifs entre la méthode du Block-Matching classique et sphérique montrent que cette dernière peut estimer le flot optique avec une meilleure de précision.

## Logiciel POV-Ray :

Le projet (Persistence of Vision Raytracer), ou plus simplement POV-Ray est un logiciel libre, a été initié en 1989 et se base sur le logiciel DKBTrace développé par David K. Buck en 1987 [HIS]. POV-Ray est un outil permettant d'interpréter un code source écrit dans le langage du même nom. Ce langage permet de décrire une scène tridimensionnelle 3D et l'interprétation de ce code va fournir l'image correspondante. POV-Ray est donc à voir comme un compilateur qui ne fournira pas un binaire, mais une image de synthèse. Les images sont générées via un algorithme de raytracing (lancer de rayons).

Le raytracing c'est quoi ?

C'est une méthode de rendu d'image dans laquelle la couleur de chaque pixel est le résultat du trajet d'un rayon lumineux. Les rayons partent de la caméra et subissent tous les effets créés par l'environnement décrit (réflexion, réfraction, diffraction). Cette technique permet d'obtenir des images très réalistes. Il exploite cette technique jusque dans les objets de la scène : en effet, ils sont gérés comme des objets mathématiques parfaits et non comme des ensemble de polygones. Il devient donc possible de rendre une image dans une résolution très élevée sans avoir d'effet de facettes.



Algorithme de lancer de rayons

Création d'un exemple d'une scène basique :

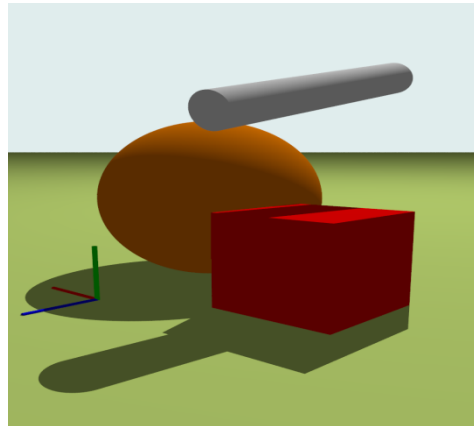
POV-Ray est un logiciel en ligne de commandes. Vous n'aurez donc besoin pour travailler que d'une fenêtre de terminal et de votre éditeur de texte préféré (Kate, gedit, Vim...). Une scène contient une caméra, une source lumineuse et des objets. La première étape pour générer une image avec POV-Ray est de décrire la scène dans un fichier texte ayant pour extension *.pov*. Nous allons travailler à partir de l'exemple suivant que nous sauvegarderons sous le nom *basique.pov*

```

1: #version 3.7;
2: #include "colors.inc"
3: global_settings { assumed_gamma 1.0 }
4:
5: camera { location <-20, 8, 20>
6: right x*image_width/image_height
7: look_at <-2, 4, 0> }
8:
9: light_source { <10, 75, -40> color rgb <1, 1, 1> }
10:
11: // Paysage.i
12: sky_sphere { pigment { color LightBlue } }
13:
14: plane { <0, 1, 0>, 0 pigment { color YellowGreen } }
15:
16: // Objets :
17: sphere { <0, 5, 0>, 5 pigment { color OrangeRed } }
18:
19: box { <-10, 0, 0>, <-5, 5, 5> pigment { color Red } }
20:
21: cylinder { <-5, 13, -7>, <-5, 10, +5>, 1 pigment { color White } }
22:
23: // Trièdre.i
24: cylinder { <0, 0, 0>, <3, 0, 0>, 0.1
25: pigment { color Red }
26: translate <-1, 0, +7> }
27: cylinder { <0, 0, 0>, <0, 3, 0>, 0.1
28: pigment { color Green }
29: translate <-1, 0, +7> }
30: cylinder { <0, 0, 0>, <0, 0, 3>, 0.1
31: pigment { color Blue }
32: translate <-1, 0, +7> }

```

Au premier coup d'œil, la syntaxe de POV-Ray semble clairement inspirée de celle du langage C : un **#include** en ligne 2, des commentaires introduits par //, un grand nombre d'accolades... À noter qu'il ne s'agit pas ici d'un langage algorithmique, mais d'un langage de description de scène contenant essentiellement des déclarations d'objets géométriques. Contrairement à ce qui se passe dans un algorithme, l'ordre dans lequel sont déclarés les objets n'aura donc ici pas d'importance.



Attention, le système d'axes de POV-Ray est un peu particulier (un trièdre direct (la règle de la main droite, vous vous souvenez ?). Le trièdre étant direct, vous pouvez utiliser votre main gauche : l'axe x est représenté par votre pouce pointant vers la droite, l'axe y par votre index pointant vers le haut, et l'axe z par le majeur pointant vers l'écran. La coordonnée y correspond donc à l'altitude et z à la profondeur de l'image. Dans l'image de la figure 1, les axes x, y, z ont été représentés respectivement en rouge, vert, bleu (voir les lignes 23 à 32 du fichier).

Ceci posé, nous pouvons commencer à analyser le fichier source. Première ligne, la directive **#version** permet de spécifier une version du logiciel, ce qui peut être intéressant pour accéder à une fonctionnalité désormais obsolète. À noter que si vous voulez bénéficier de toutes les nouveautés apportées par la version 3.7, vous devez obligatoirement spécifier cette version. N'oubliez pas le point virgule final !

L'instruction **global\_settings** permet de définir des paramètres globaux, comme ici le gamma de l'image, paramètre qu'il est obligatoire de déclarer à partir de la version 3.7. Nous ne rentrerons pas dans les détails de ce paramètre compliqué qui sert à corriger les couleurs apparaissant à l'écran.

Nous n'avons abordé qu'une petite partie des instructions disponibles, chacune de ces instructions possédant de plus de nombreux paramètres permettant de modifier son comportement. Mais vous pouvez déjà créer de belles images de synthèse et même de courts films. Enfin, vous trouverez facilement sur le web tout un tas de tutoriels et d'exemples dans toutes les langues.

## Paramètres intrinsèques du miroir

Pour la Modélisation d'une caméra catadioptrique à point de vue unique on a pour chaque miroir ces paramètres  $\xi$ ,  $\varphi$  et la surface qui change comme le montre le tableau suivant :

caméra	Surface miroir	$\xi$	$\varphi$
parabolique	$z = \frac{x^2 + y^2}{4p} + p$	1	$1+2p$
Hyperbolique	$\frac{(z+\frac{d}{2})^2}{a_h^2} - \frac{x^2+y^2}{b_h^2} = 1$	$\frac{d}{\sqrt{d^2 + 4p^2}}$	$\frac{d + 2p}{\sqrt{d^2 + 4p^2}}$
Elliptique	$\frac{(z+\frac{d}{2})^2}{a_e^2} - \frac{x^2+y^2}{b_e^2} = 1$	$\frac{d}{\sqrt{d^2 + 4p^2}}$	$\frac{d - 2p}{\sqrt{d^2 + 4p^2}}$
Planaire	$z = \frac{d}{2}$	0	1
conventionnel	Aucun	0	1

**Tableau B.1** : Description des caméras à point central unique :  $a_h$ ,  $b_h$ ,  $a_e$ ,  $b_e$  dépendent uniquement des paramètres intrinsèques du miroir  $d$  et  $p$ .

$4p$  et  $d$  sont respectivement latus rectum et la distance entre les deux foyers dans le cas des miroirs hyperbolique, elliptique et plan.

$a_h = \frac{1}{2} \left( \sqrt{d^2 + 4p^2} - 2p \right)$
$b_h = \sqrt{p \sqrt{d^2 + 4p^2} - 2p^2}$
$a_e = \frac{1}{2} \left( \sqrt{d^2 + 4p^2} + 2p \right)$
$b_e = \sqrt{p \sqrt{d^2 + 4p^2} + 2p^2}$

## Références bibliographiques

- B.Alibouch[2012],A.Radgui,M.Rziza and D.Aboutajdine;Optical Flow Estimation on Omnidirectionnal Images:An Adapted Phase Based Method.
- DJ.Alouache[2014],Ameur Z,Kachi Dj;Motion Estimation for Omnidirectional Images using the Adapted Block-Matching.
- L.Bagnato[2009],P.frossard et P.Vanderg hey nst;Optical Flow and Depth from motion for Omnidirectional Images Using a TV-L1Variational Framework on Graphs.
- S. Baker [1999],S.K. Nayar, A Theory of Single-Viewpoint:Catadioptric Image Formation.
- A.Barjatya[2004];Block-Matching Algorithms For Motion Estimation .
- J.P Barreto[2002],H. Araujo, Geometric Properties of Central catadioptric line Images.
- F.Z.Benamar[2014],S.El.Fkihi,C.Demonceaux,E.M..Mouaddib,P.Vasseur;Estimationdes Cartes du tempd de Collision (TTC) basée sur le flot optique en vision para-catadioptrique.
- F.Z.Benamar[2015],S.El.Fkihi,C.Demonceaux,E.M.Mouaddib,D.Aboutajdine ;Visual with Catadioptric Cameras.
- I.Bogdanova[2010],A.Bur ,P.Farine ,H.Hugli ;Dynamic visual attention on the spher.
- C.Demonceaux[2006],P.Vasseur;Markov random fields for catadioptric image processing.
- C. Geyer [1999] and K. Daniilidis; Catadioptric camera calibration.
- C. Geyer [2000] and K. Daniilidis;Aunifying theory for central panoramic systems.
- H.L.Jae[2004];Variable Block size Motion Estimation Algorithm and its hardware architecture for H.264/AVC.
- B.K.P.Horn[1981],B.G.Schunck;Determining Optical Flow.
- T.Kanade[1981],B.D.Lucas;An Iterative Image Registration Technique with an Application to stereo Vision.
- S.B.Kang [2000];Catadioptric self-calibration.
- E.Mouaddib [2005];Introduction à la Vision Panoramique Catadioptrique.
- V.Nalwa[1996];A true Omnidirectional Viewer.
- S.K.Nayar[1999],S. Baker;A theory of single-viewpoint catadioptric image formation.
- S.K. Nayar [2001],S. Baker;Single Viewpoint Catadioptric Cameras.
- A.Radgui[2008],C.Demonceaux,E.Mouaddib,M.Rziza,D.Aboutajdine;A Adaptes lucas-kanade' s Method for optical Optical Flow Estimation in Catadioptric Images.
- A.Radgui[2011],C.Demonceaux,E.Mouaddib,M.Rziza,D.Aboutajdine;Optical Estimation for multichannel spherical image decomposition.

## Références Bibliographiques

Rameau[2011],F.Sidibe,C.Demonceaux,C.Fofi ;Tracking Moving Objects with a Catadioptric Sensor using Particle Filter.

I.Tosic [2005],I.Bogdanova, P.Frossard,P.Vandergheynst;Multi-resolution Motion Estimation for Omnidirectional Images.

[www.povray.org](http://www.povray.org)