HAL
open science

CONTRIBUTIONS AUX TRAITEMENTS D'IMAGES PERSPECTIVES ET OMNIDIRECTIONNELLES PAR DES OUTILS STATISTIQUES

Ibrahim Guelzim

To cite this version:

Ibrahim Guelzim. CONTRIBUTIONS AUX TRAITEMENTS D'IMAGES PERSPECTIVES ET OMNIDIRECTIONNELLES PAR DES OUTILS STATISTIQUES. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Faculté des sciences de Rabat, 2012. Français. NNT : . tel-00793917

HAL Id: tel-00793917

https://theses.hal.science/tel-00793917v1

Submitted on 24 Feb 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ MOHAMMED V – AGDAL
FACULTÉ DES SCIENCES
Rabat

N° d'ordre **2570**

THÈSE DE DOCTORAT

Présentée par

Ibrahim GUELZIM

Discipline : Sciences de l'ingénieur
Spécialité : Informatiques et Télécommunications
UFR : Informatiques et Télécommunications

Titre : **CONTRIBUTIONS AUX TRAITEMENTS D'IMAGES PERSPECTIVES ET OMNIDIRECTIONNELLES PAR DES OUTILS STATISTIQUES**

Soutenue le : **12 mai 2012**

Devant le jury

Président :

Driss ABOUTAJDINE, PES (Faculté des Sciences de Rabat, Maroc)

Examinateurs :

Ahmed HAMMOUCH, PES (ENSET, Rabat, Maroc)
El Mustapha MOUADDIB, PES (Université de Picardie Jules Verne, Amiens, France)
Rachid OULAD HAJ THAMI, PES (ENSIAS, Rabat, Maroc)
Omar BOUATTANE, PES (ENSET, Mohammadia, Maroc)
Mohammed RZIZA, PH (Faculté des Sciences de Rabat, Maroc)
Amina RADGUI, PA (INPT, Rabat, Maroc)

Faculté des Sciences, 4 Avenue Ibn Battouta B.P. 1014 RP, Rabat – Maroc
Tel +212 (0) 537 77 18 34/35/38, Fax : +212 (0) 537 77 42 61, http://www.fsr.ac.ma

UNIVERSITE MOHAMMED V – AGDAL
FACULTE DES SCIENCES DE RABAT

THÈSE DE DOCTORAT

Présentée par

Ibrahim GUELZIM

Discipline : Sciences de l'ingénieur
Spécialité : Informatique et Télécommunications

Sujet de la thèse :

CONTRIBUTIONS AUX TRAITEMENTS D'IMAGES PERSPECTIVES ET OMNIDIRECTIONNELLES PAR DES OUTILS STATISTIQUES.

Soutenue le 12 mai 2012

Devant le jury :

Président :
Driss ABOUTAJDINE, PES (Faculté des Sciences de Rabat, Maroc)

Examinateurs :
Ahmed HAMMOUCH, PES (ENSET, Rabat, Maroc)
El Mustapha MOUADDIB, PES (Université de Picardie Jules Verne, Amiens, France)
Rachid OULAD HAJ THAMI, PES (ENSIAS, Rabat, Maroc)
Omar BOUATTANE, PES (ENSET, Mohammadia, Maroc)
Mohammed RZIZA, PH (Faculté des Sciences de Rabat, Maroc)
Amina RADGUI, PA (INPT, Rabat, Maroc)

Equipe d'accueil : GSCM-LRIT, UFR Informatique et Télécommunications, Faculté des Sciences de Rabat

Abstract

In the robotics, omnidirectional vision is favored because it increases the field of sensor's view allowing for better navigation and localization of robots. The Catadioptric sensors (combination of mirror (s) + camera (s)) are a quick and easy solution to reach a large view satisfactory. However, because of the geometry of the mirrors used, these sensors provide images with a non-uniform resolution and geometric distortions. Faced up to these annoyances, researchers are divided into two categories, those who have treated the omnidirectional images as perspective ones and other who preferred to propose adapted methods to the geometry of the sensors by working on equivalent spaces (Sphere, cylinder). The main advantage of the first approach is the gain in processing time, but the quality of results is often exceeded by the adapted methods.

We propose in this thesis, methods of omnidirectional images processing (matching, edge detection and corner detection), based on statistical measures, without using the projection on equivalent spaces. These methods have the advantage of browsing omnidirectional images by a fixed size window, without adaptations to intrinsic sensor characteristics and geometry of the used mirror. They also have the advantage of avoiding the derivation which accentuates the effect of noise at high frequencies of the image.

The proposed methods were first validated on perspective images before being applied to the omnidirectional images. The comparative results obtained are satisfactory.

Résumé

Dans le domaine de la robotique, la vision omnidirectionnelle est privilégiée car elle augmente le champ de vision des capteurs ce qui permet une meilleur navigation et localisation des robots. Les capteurs catadioptriques (combinaison de miroir(s) + caméra(s)) représentent une solution simple et rapide pour atteindre une vue large satisfaisante. Cependant, à cause de la géométrie des miroirs de révolution utilisés, ces capteurs fournissent des images possédant une résolution non uniforme et entraine des distorsions géométriques. Deux approches sont présentées dans la littérature pour remédier à ces désagréments. La première consiste à traiter les images omnidirectionnelles comme étant des images perspectives, tandis que la seconde utilise des méthodes adaptées à la géométrie des capteurs en travaillant sur des espaces équivalents (Sphère, cylindre). Le principal atout de la première approche est le gain en temps de traitement par contre la qualité des résultats est souvent dépassée par celle des méthodes adaptées.

Dans le cadre des travaux de cette thèse, nous avons choisi la voie de la première catégorie. L'objectif est de proposer des méthodes (mise en correspondance, détection de contour et détection de coin) permettant d'améliorer les résultats des traitements des images omnidirectionnelles. Les méthodes proposées sont basées sur des mesures statistiques. Elles présentent l'avantage de parcourir les images omnidirectionnelles par des voisinages (fenêtres) de taille fixe, sans passer par leurs adaptations aux caractéristiques intrinsèques du capteur et à la géométrie du miroir utilisé. Elle présente également l'avantage de ne pas faire appel à la dérivation qui accentue l'effet du bruit aux hautes fréquences de l'image. Les méthodes proposées ont été d'abord validées sur des images perspectives avant d'être appliquées sur les images omnidirectionnelles. Les résultats comparatifs obtenus sont satisfaisants.

Avant Propos

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été effectués au Laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunications (LRIT), à la Faculté des Sciences de Rabat, dirigé par le Professeur Driss ABOUTAJDINE, qui me fait l'honneur de présider cette commission d'examen. Je l'en remercie sincèrement.

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements :

Au professeur **Driss ABOUTAJDINE**, mon directeur de thèse, Professeur à la Faculté des Sciences de Rabat, pour m'avoir accueilli au sein du Laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunications de la Faculté des Sciences de Rabat, pour ses conseils avisés et son soutient tout au long de ma thèse. Qu'il trouve ici le témoignage de mon estime et ma profonde gratitude.

Au professeur **Ahmed HAMMOUCH** pour son encadrement, ses recommandations, sa patience et ses qualités humaines et également pour sa disponibilité tout au long de la réalisation de ce travail. Qu'il trouve ici le témoignage de mon estime et ma profonde gratitude.

Au professeur **El Mustapha MOUADDIB** Professeur à l'Université de Picardie Jules Verne et Directeur du laboratoire MIS pour ses conseils scientifiques éclairants, ses encouragements et ses qualités humaines. Je le remercie d'avoir accepté d'être le rapporteur de ce travail. Qu'il trouve ici le témoignage de mon estime et ma profonde gratitude.

Au professeur **Rachid OULAD HAJ THAMI** qui a consacré de son temps pour juger ce travail et d'en être le rapporteur. Qu'il trouve ici le témoignage de mon estime et ma profonde reconnaissance.

Au professeur **Omar BOUATTANE** qui a bien accepté de faire partie de ce Jury. Qu'il trouve ici le témoignage de mon estime et ma profonde reconnaissance.

Au professeur **Mohammed RZIZA** qui a bien accepté de faire partie de ce Jury. Qu'il trouve ici le témoignage de mon estime et ma profonde reconnaissance.

Au professeur **Amina RADGUI** qui a bien accepté de faire partie de ce Jury. Qu'il trouve ici le témoignage de mon estime et ma profonde reconnaissance.

Au cours de la préparation de ma thèse, j'ai bénéficié d'une bource d'excellence octroyée par le **Centre National de la Recherche Scientifique et Technique** (**CNRST**) et ce dans le cadre du programme des bourses de recherche initié par le Ministère de l'Education Nationale, de l'Enseignement Supérieur, de la Formation des Cadres et de la Recherche Scientifique.

Table des Matières

Chapitre I. Contexte Général et Problématique 1

1. Contexte général 2

2. Problématique 3

3. Contributions 5

4. Plan du mémoire 6

Chapitre II. Capteurs Omnidirectionnels 7

1. Introduction 8

2. Systèmes rotationnels 8

3. Systèmes à caméras multiples 9

4. Objectifs spéciaux : Caméras Fish-eye 10

5. Capteurs catadioptriques 11

5.1. Capteurs catadioptriques centraux 13

5.1.1. Miroirs plans 13

5.1.2. Miroir hyperbolique 14

5.1.3. Miroir parabolique 14

5.1.4. Miroir elliptique 14

5.1.5. Modèle de projection unifié 14

5.2. Capteurs catadioptriques non centraux 15

6. Conclusion 16

Chapitre III. Amélioration de la mise en correspondance entre les points d'intérêt en introduisant un critère de proximité 17

1. Introduction 18

2. La mise en correspondance des images stéréoscopiques 19

2.1. La vision stéréoscopique 19

2.1.1. Présentation 19

2.1.2. La stéréovision omnidirectionnelle 20
2.1.3. Contrainte épipolaire 22
2.2. Méthodes d'appariement 22
3. Méthode de mise en correspondance proposée 23
3.1. Mesures de similarité utilisées 23
3.1.1. Information mutuelle 23
3.1.2. Coefficient de corrélation (CC) 24
3.2. Critère de proximité 24
3.3. Algorithme suivi 25
4. Résultats et discussion 26
4.1. Résultats expérimentaux 26
4.2. Discussion 29
5. Conclusion 32
Chapitre IV. Détection de contour par maximum d'entropie : application aux images omnidirectionnelles et perspectives 33
1. Introduction 34
2. Contours 35
2.1. Définitions et utilité d'un contour 35
2.2. Critères d'évaluation 35
2.2.1. Evaluation subjective 35
2.2.2. Evaluation objective 36
3. Quelques détecteurs de contour 38
3.1. Initiatives basées sur la dérivation 38
3.2. Autres détecteurs 40
3.3. Détection de contour sur les images omnidirectionnelles 40
4. Détection de contours par optimum d'entropie 41
4.1. Principe de détection par entropie optimale 41
4.2. Méthode de détection de contour par maximum d'entropie 43

5. Résultats expérimentaux 46
5.1. Validation de la méthode proposée 46
5.2. Robustesse au bruit 49
5.3. Application à des images omnidirectionnelles 51
5.3.1. Voisinage adapté 51
5.3.2. Voisinage fixe 52
6. Discussion 57
7. Conclusion 58
Chapitre V. Détection de points d'intérêt : application aux images perspectives et omnidirectionnelles 60
1. INTRODUCTION 62
2. DETECTION DES POINTS D'INTERET 62
2.1. Définitions d'un point d'intérêt 62
2.2. Utilité de la détection d'un point d'intérêt 62
2.3. Critères de bonne détection 63
3. QUELQUES DETECTEURS DE POINTS D'INTERET 65
3.1. Détecteur de Moravec (1980) 66
3.2. Détecteur de Harris (1988) 68
3.2.1. Principe du détecteur 68
3.2.2. Evaluation du détecteur 70
3.3. Améliorations du détecteur de Harris 71
3.4. Détecteur SUSAN (1997) 71
3.5. Détecteur Trajkovic & Hedley ou Fast corner detection (1998) 74
3.6. Détecteur FAST : Features from Accelerated Segment Test (2006) 74
4. PROPOSITIONS DE DETECTION DE POINTS D'INTERET 75
4.1. Détecteur basé sur l'information mutuelle (MI) 75
4.1.1. Présentation de la méthode 75
4.1.2. Résultats et discussion 78

4.2. Détecteur basé sur l'entropie (H) 81

5. CONCLUSION 83

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES 95

Annexe A : Notions sur l'information mutuelle 97

Bibliographie: 102

Liste de Publications 114

Liste des figures

I.1 Formation d'une image omnidirectionnelle via un capteur catadioptrique 3

I.2 Exemple d'un zoom sur une fenêtre rectangulaire de même taille prise dans deux positions différentes d'une image omnidirectionnelle 4

I.3 Exemple de voisinages adaptés (en bleu) des pixels proches (image gauche) et loin (image droite) du centre d'une image omnidirectionnelle 4

II.1 Système rotationnel 9

II.2 Photorama 9

II.3 Systèmes à caméras multiples 10

II.4 Objectifs spéciaux 11

II.5 Miroirs utilisés dans des capteurs catadioptriques 12

II.6 Mouvement des pixels de l'image pour une translation de la caméra parallèlement à la scène 12

II.7 Modèle de projection unifié pour les capteurs catadioptriques centraux 15

III.1 Stéréoscopie binoculaire utilisant deux caméras 19

III.2 Stéréoscopie binoculaire utilisant une caméra mobile 20

III.3 Exemple de dispositif utilisant plusieurs miroirs 21

III.4 Contrainte épipolaire: le correspondant de mg se trouve sur la droite Em 22

III.5 Recherche du candidat de correspondance du point P dans l'image droite 25

III.6 Confirmation de correspondance entre P et Q 25

III.7 Exemples d'images perspectives utilisées 26

III.8 Exemples d'images omnidirectionnelles utilisées 27

III.9 Besoin de l'introduction du critère de proximité 31

IV.1 Zones établies pour calcul de P1 et P2 37

IV.2 Masques de convolutions des opérateurs de (a) Roberts, (b) Prewitt et (c) Sobel 38

IV.3 Détection de contours par [Sin 08] 43

IV.4 Test de détection de contour par maximum d'entropie 43

IV.5 Nécessité de la quantification pour notre méthode 44

IV.6 Exemple de détection de contour par la méthode proposée sur des images de références 47

V.7 Exemples de détection de contour par la méthode propose sur des images de Berkeley Segmentation Dataset 48

IV.8 a.Image originale, b.Détection par Canny, c.Détection par [Sin 08], d. Détection la méthode proposée 49

IV.9 Détection par la méthode proposée en utilisant un voisinage adapté 52

IV.10 a. image d'origine, b. détection par Canny (σ=1), c. Canny(σ=0.5) d. Canny(σ=0.15), e.détection par[Sin 08], f. détection par notre méthode (voisinage fixe) 53

IV.11 a Zoom du centre de l'image originale, b. détection par Canny (σ=1), c. Canny(σ=0.5) d. Canny(σ=0.15) e.détection par[Sin 08], f. détection par notre méthode (voisinage fixe) 54

IV.12 a. image d'origine, b. détection par Canny (σ=1), c. Canny(σ=0.5) d. Canny(σ=0.15), e.détection par[Sin 08], f. détection par notre méthode (voisinage fixe) 55

IV.13 Exemple de détection par la méthode proposée sur une image omnidirectionnelle réelle 56

IV.14 a. image d'origine bruitée par bruit gaussien de moyenne nulle et écart type 0.2, b. détection par Canny(σ=1), c. Canny(σ=0.5), d. Canny(σ=0.15), e.détection par [Sin 08], f. détection par notre méthode (fenêtre = 5x5) 57

V.1 Rotation de l'image 62

V.2 Changement de point de vue d'une image 62

V.3 Changement de caractéristiques photométriques de l'image 63

V.4 Changement d'échelles dans les deux directions 63

V.5 Calcul dans la fenêtre F de la différence d'intensité entre le voisinage V du point P et les voisinages décalés respectivement dans les quatre directions 66

V.6 Situations possibles lors du calcul de la fonction E dans les quatre directions 67

V.7 Choix par Moravec de la plus grande valeur minimale de E dans F 67

V.8 Différentes étapes du détecteur SUSAN 71

V.9 Calcul de la réponse du détecteur au point C sur le cercle de Bresenham voisin 73

V.10 Considération du voisinage de Bresenham du point C de 16 pixels (r = 3 px) 74

V.11 Comparaison de n pixels contigus au centre (ici n=12) 74

V.12 Détection de la transition statistique sur l'image par l'IM 75

V.13 Intérêt de la quantification pour le calcul de l'entropie 76

V.14 Calcul dans F de l'information mutuelle normalisée entre w et w1, w2, w3, w4 77

V.15 Traitement du cas où plusieurs coins sont détectés à l'intérieur de la fenêtre F 77

V.16 Détection par IM sur des images synthétiques 78

V.17 Exemples de détection de coins par la méthode l'IM et Harris sur des images réelles extraits de la base Berkeley 79

V.18 Résultats de détection sur les images bruités..... 80

V.19 Invariance de la méthode proposée aux rotations subies..... 80

V.20 Détection de coins par la méthode d'entropie sur des images de test synthétiques..... 83

V.21 Exemples de détection de coins par entropie (Haut) et Harris (Bas) sur des images réelles..... 84

V.22 Détection par Harris (σ =2) sur une image omnidirectionnelle..... 85

V.23 Détection par Harris (σ =1) sur une image omnidirectionnelle..... 86

V.24 Détection par Harris (σ =0.5) sur une image omnidirectionnelle..... 87

V.25 Détection par entropie sur une image omnidirectionnelle..... 88

V.26 Positions des coins détectés par la méthode d'entropie sur une image omnidirectionnelle 89

V.27 Détection par Harris (σ=2) sur une image omnidirectionnelle bruitée (bruit: μ=0, σ=0.1)..... 90

V.28 Détection par Harris (σ=1) sur une image omnidirectionnelle bruitée (bruit : μ=0, σ=0.1)..... 91

V.29 Détection par Harris (σ=0.5) sur une image omnidirectionnelle bruitée (bruit: μ=0, σ= 0.1)..... 92

V.30 Détection par la méthode d'entropie sur une image omnidirectionnelle bruitée (bruit: μ=0, σ=0.1) 93

V.31 Positions des coins détectés sue les images omnidirectionnelles bruitées. Ligne 1 : Harris (σ = 0.5) & Harris (σ = 1). Ligne 2: Haris (σ = 2) & method d'entropie..... 93

A.1 Entropie H d'une V.A binaire..... 100

A.2 Diagramme de Venn des entropies relatives à deux variables 101

Liste des tableaux

III.1 Résultats de bonne correspondance entre les points extraits sur les images perspectives droites et gauches 27

III.2 Résultats de bonne correspondance entre les points extraits sur les images omnidirectionnelles droites et gauches 28

III.3.Résultats d'amélioration de l'appariement causée par l'introduction du critère de proximité sur des images perspectives simples et bruitées 28

III.4. Résultats d'amélioration de l'appariement causée par l'introduction du critère de proximité sur des images omnidirectionnelles simples et bruitées 29

IV.1. Comparaison du paramètre p1 obtenu par la méthode de Canny (C) pour sigma = 0.5, 1 et 1.5, la méthode de [Sin 08] (S) et Notre méthode (N). A est la différence d'amplitude 50

IV.2. Comparaison du paramètre p2 obtenu par la méthode de Canny (C) pour sigma = 0.5, 1 et 1.5, la méthode de [Sin 08] (S) et Notre méthode (N). A est la différence d'amplitude 50

V.1. Répétabilité en présence d'un bruit gaussien de moyenne nulle et d'un écart type égal à 0.1 82

Chapitre I. CONTEXTE GENERAL ET PROBLEMATIQUE

Sommaire

1. Contexte général 2
2. Problématique 3
3. Contributions 5
4. Plan du mémoire 6

1. Contexte général

La vision par ordinateur a pour but l'automatisation des actions relatives à la perception afin de doter le système en question par des capacités intellectuelles. Le but est d'adapter le système au maximum de situations rencontrées: reconstitution en 3D, reconnaissance de forme, reconnaissance de visage ou navigation de robot…

Dans ce contexte le traitement d'image est une discipline prépondérante nécessitant un intérêt de plus en plus important. Ce n'est pas un secret, aujourd'hui l'image est utilisée dans notre quotidien pratiquement dans tous les domaines: agriculture, météorologie, médecine, robotique, aéronautique …

L'image est, avant tout, un moyen de communication utilisé depuis l'ère des hiéroglyphes. Ceci étant, son utilisation (transmission, codage …) et exploitation doivent être optimisées afin de vulgariser son usage.

Analytiquement, une image est une matrice à deux dimensions (2D) composée de pixels (de l'anglais "picture-cells") représentant une réalité 3D prise par une caméra ou plus généralement un capteur. Ce dernier transforme les photons en un signal électrique, puis une étape de numérisation est ensuite employée.

Dans la vision par ordinateur, une image passe souvent par le chemin (chaîne) suivant(e) :

- Capture : les capteurs sont généralement une source de bruits ou d'effets indésirables (voir chapitre suivant).
- Prétraitements : Lissage, débruitage, adaptation aux conditions d'utilisation … ; ils permettent de remédier aux problèmes liés à la capture.
- Traitement de l'image : extraction de primitives, segmentation … ; le but est de résumer au maximum l'information portée par l'image.
- Post-traitement : Le résultat de l'étape précédente présente probablement quelques incohérences ou excès, ce qui nécessite une intervention pour limiter les résultats des traitements aux objectifs tracés au préalable (le seuillage en est une bonne illustration). Cette étape est souvent subjective et reste l'étape où l'automatisation est pratiquement irréalisable car dans tous les traitements d'image, il n'y a pas des méthodes génériques ou modèles qui résolvent tous les problèmes rencontrés dans différentes situations.
- Utilisation par des applications de haut niveau : reconstitution en 3D, robotique mobile…

Pratiquement, cette dernière étape influence toutes les étapes précédentes : l'utilisation finale de l'image contribue au choix du capteur utilisé.

Dans le domaine de la robotique, cette logique est toujours valable. La collecte de maximum d'informations de la scène capturée reste le premier souci. Dans le cas de la robotique mobile, ceci permet d'optimiser le mouvement du robot en assurant une bonne localisation. Cela passe d'abord par l'élargissement au maximum possible du champ de vue du capteur utilisé dans le but d'obtenir une vue panoramique. Pour atteindre cet objectif plusieurs idées de captures ont été présentées, s'inspirant initialement du système de vision animale. Les capteurs «Fish-eye» en est la meilleure illustration (voir chapitre suivant). Mais bien avant (1857), l'utilisation des systèmes rotationnels fut proposée. Cette solution présentait quelques problèmes, résolus partiellement par l'utilisation des systèmes à caméras multiples. Une autre solution proposée consiste à utiliser des capteurs catadioptriques (miroir + caméra). Ces derniers présentent l'avantage de fournir une vue large d'une manière relativement simple, efficace et plus rapide. Les images résultantes sont appelées images omnidirectionnelles.

Dans cette thèse nous nous intéressons aux images omnidirectionnelles acquises par les capteurs catadioptriques (figure I.1) (voir chapitre suivant).

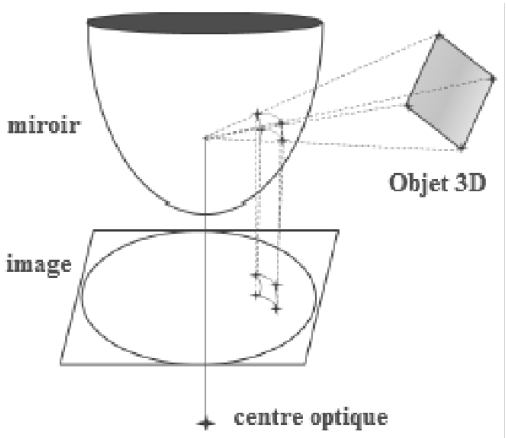


Figure I.1 : Formation d'une image omnidirectionnelle via un capteur catadioptrique

2. Problématique

Si les images omnidirectionnelles offrent l'opportunité d'atteindre un champ de vue de 360°, elles présentent en revanche les désavantages de contenir des distorsions radiales et de posséder une résolution non uniforme. En effet, à cause de la géométrie des miroirs de révolution, l'information est concentrée au centre de l'image. Le résultat est une image ayant

une faible résolution près du centre de l'image qui s'accroit en s'approchant de la périphérie (figure I.2). Nous pouvons aussi remarquer les déformations des droites sur l'image omnidirectionnelle.

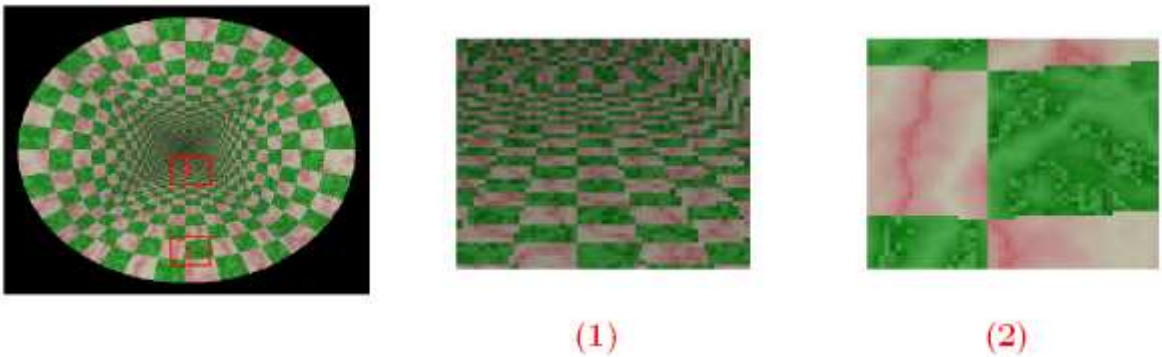


Figure I.2 : Exemple d'un zoom sur une fenêtre rectangulaire de même taille prise dans deux positions différentes d'une image omnidirectionnelle.

Ces effets causés par la nature du capteur catadioptrique nuisent au traitement des images omnidirectionnelles : extraction de primitives, mise en correspondance…. Ceci est dû au fait que les voisinages adaptés des pixels près et loin du centre sont de tailles différentes (Figure I.3).

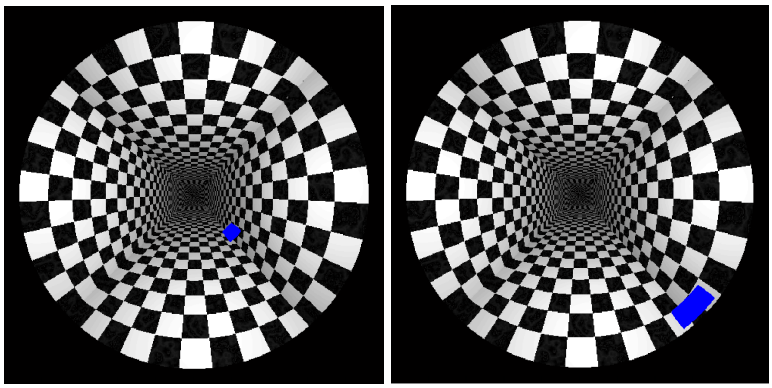


Figure I.3 : Exemple de voisinages adaptés (en bleu) des pixels près (image gauche) et loin (image droite) du centre d'une image omnidirectionnelle.

Face à ces désagréments, les chercheurs se sont divisés en deux catégories, ceux qui ont traité les images omnidirectionnelles comme étant des images perspectives et d'autres qui ont préféré proposer des méthodes adaptées à la géométrie des images en travaillant sur des espaces équivalents (Sphère, cylindre).

3. Contributions

Chacune des approches citées ci-dessus (utilisation comme image perspective ou méthode adaptée) possède des avantages et des inconvénients. Le principal atout de l'utilisation de l'image omnidirectionnelle comme image perspective est le gain en temps des traitements, par contre la qualité des résultats est souvent dépassée par celle des méthodes adaptées.

Dans le cadre des travaux de cette thèse, nous avons choisi la voie de la première catégorie. L'objectif est de proposer des méthodes permettant d'améliorer les résultats des traitements (mise en correspondance, détection de contour et détection de coin) des images omnidirectionnelles. Les méthodes proposées sont basées sur des mesures statistiques sans passer par la projection sur des espaces équivalents. Elles présentent l'avantage de parcourir les images omnidirectionnelles par des voisinages (fenêtres) de taille fixe, sans passer par leurs adaptations aux caractéristiques intrinsèques du capteur et à la géométrie du miroir utilisé. Un autre avantage de ces méthodes est qu'elles ne font pas appel à la dérivation qui accentue l'effet du bruit aux hautes fréquences.
Toutes les méthodes proposées, ont été d'abord validées sur des images perspectives avant de les appliquer sur les images omnidirectionnelles. Les images utilisées sont toutes en niveau de gris (NdG).

Ainsi dans la première contribution, nous avons proposé une méthode de mise en correspondance en introduisant un critère de proximité. Les mesures de similarité utilisées sont le coefficient de corrélation et l'information mutuelle. La méthode proposée améliore les résultats d'appariement, notamment sur les images omnidirectionnelles et perspectives bruitées.

Dans la deuxième contribution, nous avons proposé une méthode de détection de contour afin d'améliorer l'extraction des primitives. Elle est basée sur la mesure de l'entropie. Nous l'avons comparée aux méthodes existantes via les paramètres connus de Fram et Deutsh. Les résultats obtenus sont satisfaisants.

Dans la troisième contribution, nous avons proposé une extension de la méthode précédente à l'extraction des points d'intérêt. Les résultats comparatifs de détection obtenus montrent l'efficacité de la méthode proposée et sa robustesse aux bruits.

4. Plan du mémoire

Ce rapport de thèse est organisé en cinq chapitres :

Dans le **chapitre suivant** nous proposons un bref historique de différents capteurs omnidirectionnels qui sont à l'origine des effets indésirables subis par les images lors de la capture.

Le chapitre 3 présente une méthode de mise en correspondance entre points d'intérêt extraits. Le principe se base sur l'introduction d'un critère de proximité favorisant relativement les points les plus proches en considérant que le déplacement entre les deux prises de vue de la scène est léger. Les mesures de similarité utilisées sont l'information mutuelle et le coefficient de corrélation. Le critère proposé améliore le résultat d'appariement, notamment sur les images bruitées.

Nous avons proposé ensuite dans **le chapitre 4** une méthode de détection de contour, basée sur l'entropie, pour pallier aux problèmes rencontrés par les détecteurs classiques dans les images omnidirectionnelles. Notre méthode surmonte le problème de sensibilité aux bruits causée par la dérivation. Les résultats de détection obtenus montrent une amélioration de la méthode proposée par rapport aux méthodes classiques.

Dans **le chapitre 5** nous avons proposé un détecteur de coins basé sur la mesure de l'entropie puis nous l'avons comparé avec la référence des détecteurs de points d'intérêt à savoir le détecteur de Harris, en faisant varier la valeur de sigma. Dans le même chapitre nous avons proposé une méthode de détection de coin basée sur la mesure de l'information mutuelle. Les résultats sont satisfaisants.

Enfin, nous terminons par une conclusion où nous rappelons les contributions de ce travail et en faisant ressortir différentes perspectives possibles.

Chapitre II. Capteurs Omnidirectionnels

Sommaire

1. Introduction 8
2. Systèmes rotationnels 8
3. Systèmes à caméras multiples 9
4. Objectifs spéciaux : Caméras Fish-eye 10
5. Capteurs catadioptriques 11
5.1. Capteurs catadioptriques centraux 13
5.1.1. Miroirs plans 13
5.1.2. Miroir hyperbolique 14
5.1.3. Miroir parabolique 14
5.1.4. Miroir elliptique 14
5.1.5. Modèle de projection unifié 14
5.2. Capteurs catadioptriques non centraux 15
6. Conclusion 16

1. Introduction

Si vous avez visité un petit supermarché qui n'a pas les moyens financiers pour se doter des caméras de surveillance et qui, en revanche, utilise des miroirs non plans pour permettre à ses agents de surveiller la clientèle suspecte alors, en regardant dans ces miroirs votre œil capte une image omnidirectionnelle. Le but est d'élargir au maximum le champ de vision, en l'occurrence, aux agents de surveillance. C'est le même objectif qui a poussé les chercheurs depuis des décennies à développer les outils nécessaires pour l'acquisition et le traitement des images omnidirectionnelles.

Nous rappelons que 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 fournit une (image) bande de vue. Cependant 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° par rapport à l'axe vertical [Mou 05b].

Historiquement, le début des caméras panoramiques remonte à 1843 grâce à Steven Morton. C'est la même année où Puchberger propose un système couvrant un angle de vue de 150°. Ce n'est qu'en 1857 que le champ de vision de 360° fut atteint grâce à Garella qui monte un instrument photographique rotationnel [web I.1].

Dans la suite, nous verrons différentes méthodes d'élargissement du champ de vision d'un système artificiel en utilisant, un système rotationnel (à une ou plusieurs caméras), un système à caméras multiples (non rotationnel), des objectifs spéciaux ou un système catadioptrique.

2. Systèmes rotationnels

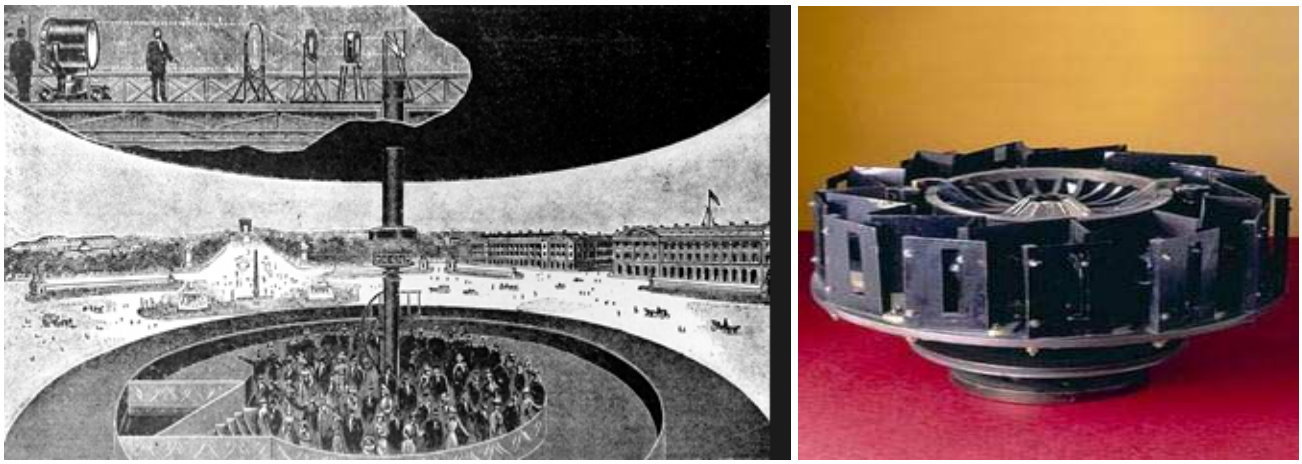
L'idée consiste à obtenir une vue panoramique en utilisant une caméra en rotation autour d'un axe vertical avec une vitesse angulaire constante (figure II.1.a). Une fois les images perspectives acquises, le panorama est construit, pour les capteurs matriciels, en utilisant la technique de mosaïcing (figure II.1.b et II.1.c). Ce système rotationnel est utilisé aussi par de nombreux auteurs dans [Sar 89] [Zhe 90][Ish 92][Che 95][Mat 96][Sma 01]. Cette approche pose des problèmes de positionnement, de synchronisation des prises des vues et de temps de prise des images, ce qui la rend inutilisable dans le cas des scènes dynamiques [Mou 05b],

cependant elle offre l'avantage de fournir une image panoramique possédant une très haute résolution.

a **b** **c**

Figure II.1 : Système rotationnel : a. Caméra en rotation autour d'un axe vertical fixe, b. séquence captée, c. image panoramique reconstituée par la technique de mosaïcing

En 1900 déjà, Louis Lumière dépose le brevet du Photorama. Il s'agit d'un procédé de photographie panoramique permettant la reproduction complète de l'horizon (360°) sur un seul cliché, et surtout la projection intégrale de ce cliché sur un écran cylindrique via la rotation continue à 180 trs/min (3 tours par seconde) d'un plateau supportant 12 objectifs (Figure II.2.a et II.2.b)[web I.2] .



(a) **(b)**

Figure II.2 : Photorama - a.Vue en coupe de la salle du Photorama Lumière, b. Le projecteur panoramique Photorama. Source : [web I.2].

3. Systèmes à caméras multiples

L'utilisation des systèmes à caméras multiples présente des solutions aux problèmes rencontrés par le système rotationnel. En effet, la prise synchronisée des images par plusieurs caméras permet de réduire considérablement le temps d'acquisition. Le positionnement des caméras est de sorte à avoir une zone de recouvrement entre les différents champs visuels. Dans [Nal 96] l'auteur construit une image panoramique en utilisant un système, appelé

”Fullview”, composé de quatre miroirs triangulaires formant un miroir pyramidal. A chaque miroir est associée une caméra conventionnelle (figure II.3-a). Le même auteur présente dans [web I.3] des systèmes pouvant atteindre 10 (petits) miroirs triangulaires formant le miroir pyramidal (destinés vers le commerce). Un autre auteur présente dans [Cut 01] un système de caméras multiples, appelé ‘RingCam’ (figure II.3-b), permettant la création d’une image panoramique, avec une haute résolution, en temps réel. Un dernier exemple est donné sous forme d’une poly-caméra à quatre objectifs grand-angle (figure II.3.c), employée par Swaminathan et Nayar dans [Swa 01].

a b c

Figure II.3 : Systèmes à caméras multiples: a. Le système FullView, b. Le système RingCam, c. Poly-Camera

Cependant la duplication de certaines parties de la scène par les caméras juxtaposées est inéluctable et l’unification des différentes vues en une seule cohérente par coïncidence des centres de vues nécessite des précautions de fabrication. Après l’acquisition, un traitement non trivial doit être réalisé afin de former l’image panoramique.

Un autre inconvénient des capteurs à caméras multiples réside dans le fait que certaines parties de la scène capturée ne sont pas acquises par le système : c’est le phénomène des angles morts.

4. Objectifs spéciaux : Caméras Fish-eye

Les caméras Fish-eye (œil de poisson) offrent un champ de vue très large grâce à l’utilisation des lentilles ‘Fish-eye’. Ces dernières, développées initialement pour la météorologie [Hil 24], possèdent une très courte distance focale et atteignent un champ de vue de 180° (dans la diagonale pour les lentilles fish-eye diagonales et sur toute l’image pour les lentilles fish-eye circulaires).

Cependant l'analyse des images capturées par ce genre d'objectif (Fish-eye circulaire) est compliquée car elles sont déformées. En effet, à l'exception des lignes passant par le centre d'image, les autres lignes sont fortement courbées. La difficulté est plus accentuée sur la périphérie car la résolution y est faible. En outre, ces images ne peuvent pas être transformées en images perspectives, car les objectifs fish-eye n'ont pas un centre de projection unique et sont difficiles à modéliser [S.Oh 87] [Mic 03][Yin 04]. Une photo 'fish-eye' peut directement être employée pour la formation d'image panoramique.

Figure II.4 : Objectifs spéciaux : Lentille Fish-eye (à gauche). Image Fish-eye circulaire (à droite)

Dans [Gre 96] l'auteur a proposé une lentille appelée «Panoramic Annular Lens» (PAL) qui acquiert une image panoramique sans distorsion. Le système présenté peut être facilement miniaturisé mais sa modélisation est complexe. Par ailleurs, le champ de vue vertical est assez faible et difficilement augmentable [Gon 04].

D'autres auteurs utilisent des lentilles Fish-eye pour acquérir des images 360° à l'aide d'une technique de mosaïcing [Paj 02a].

5. Capteurs catadioptriques

L'exemple du supermarché cité au début du chapitre illustre l'idée initiale des caméras catadioptriques. En effet l'idée consiste à utiliser un miroir pour récolter une vue large atteignant les 360° (figure II.5), associé à une caméra (classique) qui capture la scène projetée sur le miroir. Le dispositif caméra + miroir est appelé capteur catadioptrique. La catoptrique est la science des surfaces réfléchissantes (miroirs) alors que la dioptrique est la science des éléments réfractants (lentilles) [Ben 01]. Le concept de ces capteurs est apparu pour la première fois dans la présentation de René Descartes en 1637 en Discours de la Méthode [Des 54].

Les capteurs catadioptriques présentent l'avantage de fournir une vue large d'une manière relativement simple, efficace et plus rapide [Rad 10]. Lors de l'utilisation dans la robotique mobile, un capteur catadioptrique permet de caractériser une position dans une scène indépendamment de la direction du robot, il enlève aussi l'ambiguïté présente (translation ou rotation ?) dans le cas des caméras conventionnelles pour l'estimation du mouvement (figure II.6) [Hla 98] [Rad 10].

Figure II.5 : Miroirs utilisés dans des capteurs catadioptriques

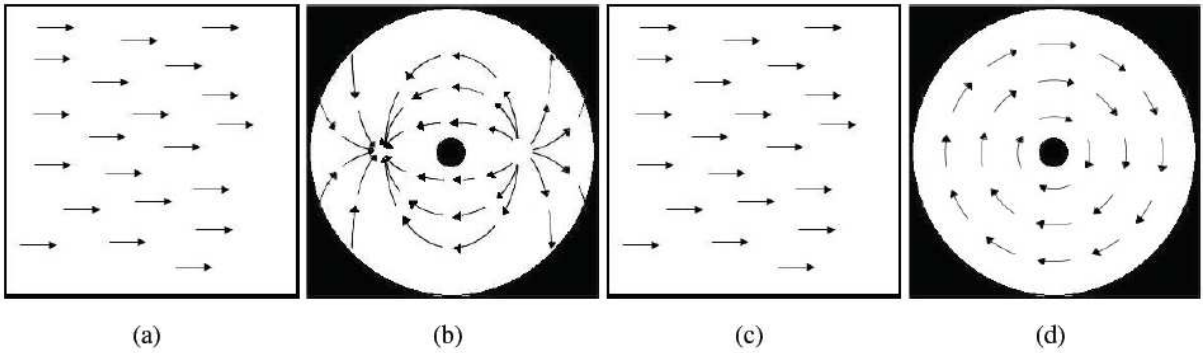


Figure II.6 : Mouvement des pixels de l'image pour une translation de la caméra parallèlement à la scène (a) dans une image perspective et (b) dans une image omnidirectionnelle. Mouvement des pixels de l'image pour une rotation de la caméra (c) dans une image perspective et (d) dans une image omnidirectionnelle. Source : [Jac 07b].

Cependant l'image résultante comporte des distorsions qui varient selon la proximité du centre de l'image. Une reconstitution en une image perspective (classique) est alors fortement souhaitable.

On peut distinguer plusieurs types de capteurs catadioptriques selon la nature de la surface du miroir convexe utilisée. Ces capteurs se distinguent en fonction de la formation d'image.

Dans ce qui suit nous verrons différents types de capteurs catadioptriques qui, selon Baker et Nayar [Nay 99], sont scindé en deux catégories : systèmes catadioptriques centraux et autres non centraux. Cette distinction se base sur une contrainte liée au miroir, à savoir la contrainte du point de vue unique PVU (Single View Point SVP) qui est représentée par l'unicité du centre de projection.

5.1. Capteurs catadioptriques centraux

Les capteurs catadioptriques centraux sont des systèmes qui vérifient la contrainte du point de vue unique de sorte que les rayons réfléchis convergent vers le même point. Pour ces systèmes la reconstitution en images perspectives se fait d'une manière aisée. Ces dernières sont alors traitées en utilisant des techniques «classiques» développées dans le domaine de la vision par ordinateur dédiées aux caméras à projection perspective.

Les capteurs catadioptriques disposant des miroirs plans, paraboloïdes, hyperboloïdes ou ellipsoïdes admettent un point de vue unique. Les miroirs sphériques et coniques admettent aussi un point de vue unique, mais le montage miroirs + caméras n'en a pas [mou 05b].

En 1970, Rees [Ree 70] avait proposé l'idée originale d'utiliser un miroir hyperbolique pour acquérir des images omnidirectionnelles transformable en images perspectives.

Baker et Nayar [Nay 97][Bak 98][Bak 99] ont présenté une classe complète des capteurs catadioptriques ayant un point de vue unique. Ils sont les premiers à analyser théoriquement les systèmes de formation d'images pour les capteurs omnidirectionnels et ont développé et breveté un système combinant un miroir parabolique et un objectif télé-centrique. Des systèmes catadioptriques centraux peuvent par exemple être établis en combinant une caméra orthographique avec un miroir parabolique, ou une caméra perspective avec un miroir hyperbolique [Bak 98]. Le miroir sphérique a été employé dans [Hon 91] et l'hyperbolique dans [Ish 92] pour la même application dans la vision par ordinateur basée sur la navigation d'un robot mobile.

Dans la section suivante, nous nous arrêtons sur les caractéristiques de quatre types de miroirs utilisés pour la construction des capteurs catadioptriques centraux : le miroir plan, hyperbolique, parabolique puis elliptique.

5.1.1. Miroirs plans

Le point de vue unique existe. Il est sur la bissectrice perpendiculaire à la droite reliant le point focal et son image virtuelle. Le miroir plan est utilisé dans le capteur 'FullView' vu

dans la section Systèmes à caméras multiples. Ce capteur contient un point de vue unique moyennant une juxtaposition des quatre points de vue.

L'utilisation du miroir plan présente les mêmes inconvénients rencontrés par les systèmes à caméras multiples à savoir le temps de traitements des images et les angles morts.

5.1.2. Miroir hyperbolique

Le miroir hyperbolique possède deux points focaux : si le centre optique de la caméra est placé sur un de ces deux points focaux, l'unicité du centre optique est satisfaite. Le miroir hyperbolique est utilisé dans [Yac 93], [Ish 92] et [Bak 98]. Il est en général difficile à construire surtout que la contrainte du PVU nécessite que le point focal soit placé au centre de la caméra.

5.1.3. Miroir parabolique

Puisque le miroir parabolique réalise une projection orthographique, le problème consistant à faire coïncider le point de vue unique et le point focal est résolu. Lorsqu'il est combiné avec une lentille télécentrique, le miroir parabolique assure la conception du capteur catadioptrique à point de vue unique idéal : simplification des contraintes de réalisation et amélioration de la qualité optique des images. Les lentilles télécentriques sont des lentilles spéciales permettant de sélectionner le faisceau lumineux des rayons parallèles à l'axe optique de la lentille. Si cette lentille est alignée avec l'axe du miroir, seuls les rayons incidents passant par le foyer du miroir sont réfléchis parallèlement à l'axe optique. Cependant, les principaux inconvénients du système présenté sont la taille de la lentille télécentrique et son prix.

5.1.4. Miroir elliptique

Le miroir elliptique est rarement utilisé pour construire les capteurs catadioptriques. Il a une forme concave et le point de vue unique est à l'intérieur du miroir.

5.1.5. Modèle de projection unifié

C'est un modèle unifié pour l'ensemble des capteurs catadioptriques centraux, proposé par Geyer et Daniilidis dans [Dan 01]. Ils ont prouvé qu'une projection catadioptrique centrale est équivalente à un mapping en deux étapes via une sphère (figure II.7).

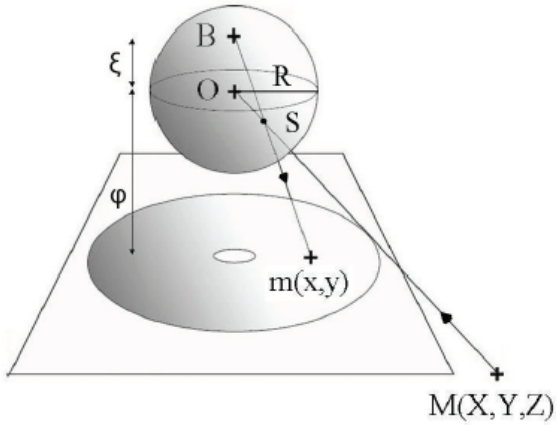


Figure II.7 : Modèle de projection unifié pour les capteurs catadioptriques centraux.

Seulement deux paramètres (φ et ξ) sont nécessaires pour associer un point 3D M(X;Y;Z) avec sa projection m(x;y) sur l'image panoramique. Le paramètre φ représente la distance entre l'image omnidirectionnelle et le centre O de sphère, alors que le paramètre ξ représente la distance OB.

Ainsi, pour un miroir elliptique ou hyperbolique B se situe entre le pôle nord et le centre de la sphère alors que pour un miroir parabolique, le point B se trouve sur le pôle nord de la sphère.

5.2. Capteurs catadioptriques non centraux

Dans le cas des capteurs catadioptriques non centraux, la réflexion des points sur le miroir (ou sur le dioptre) forme une ligne ou une surface qu'on appelle une caustique. Les deux miroirs qui peuvent être classés dans cette catégorie sont le miroir conique et sphérique.

Une fois combiné avec une caméra perspective, le miroir conique produit un système non-central avec une caustique ayant la forme d'un cercle. Si la focale de la caméra coïncide avec le sommet du cône, alors le capteur composé d'un miroir conique et une caméra perspective satisfait la contrainte du PVU. Cette solution ne peut être employée pour élargir le champ visuel. La solution communément utilisée consiste à éloigner la caméra du cône. Le point de vue n'est plus unique : il s'agit d'un cercle dont le rayon dépend de la distance entre le point de vue et le sommet du cône, ainsi que de l'angle au sommet du cône. Dans [Baj 01], les auteurs ont montré qu'il est possible de considérer ce capteur comme ayant un point de vue unique.

Le miroir sphérique ne peut pas non plus fournir un champ de vision large : si le point de vue unique et le point focal de la caméra sont confondus sur l'image acquise, seule la caméra serait visible. Cependant, ces miroirs sont utilisés dans plusieurs applications de robotique et de vidéosurveillance. Dans [Win 99] et [Tho 00] les auteurs utilisent un miroir sphérique pour la localisation du robot. Dans [Der 00], les auteurs proposent un système catadioptrique à point de vue non unique avec un miroir sphérique.

6. Conclusion

Elargir et optimiser le champ de vision est toujours un sujet qui suscite l'intérêt des chercheurs dans le domaine de la vision artificielle. Dans ce chapitre, nous avons vu différents moyens pour atteindre cet objectif, commençant par les systèmes rotationnels initiés depuis 1857. Ces capteurs posent, entre autres, un problème de temps de prise des images. Les systèmes à caméras multiples remédient à ce problème grâce à la capture synchronisée. Cependant, ces derniers présentent des difficultés d'acquisition (les angles morts). Nous avons aussi vu les capteurs basés sur des lentilles fish-eye, une autre façon d'élargir le champ de vision mais avec des images résultantes comportant des distorsions. Le dernier principe présenté dans ce chapitre, est celui basé sur les capteurs catadioptriques. Formés d'une combinaison miroir + caméra, ces capteurs présentent une vue large d'une manière simple, efficace et plus rapide. Les capteurs catadioptriques sont scindés en capteurs centraux et autres non centraux. Les capteurs centraux vérifient la contrainte du point de vue unique ce qui rend aisée la reconstitution de l'image perspective.

Cependant, du fait de l'utilisation des miroirs de révolution, les images omnidirectionnelles résultantes comportent des distorsions radiales importantes ce qui nuit à leur traitement et interprétation.

Dans les chapitres suivants nous proposons des méthodes de traitement des images omnidirectionnelles qui prennent en considération les déformations introduites par les miroirs et qui améliorent les résultats.

Chapitre III. Amélioration de la mise en correspondance entre les points d'intérêt en introduisant un critère de proximité

Sommaire

1. Introduction 18
2. La mise en correspondance des images stéréoscopiques 19
2.1. La vision stéréoscopique 19
2.1.1. Présentation 19
2.1.2. La stéréovision omnidirectionnelle 20
2.1.3. Contrainte épipolaire 22
2.2. Méthodes d'appariement 22
3. Méthode de mise en correspondance proposée 23
3.1. Mesures de similarité utilisées 23
3.1.1. Information mutuelle 23
3.1.2. Coefficient de corrélation (CC) 24
3.2. Critère de proximité 24
3.3. Algorithme suivi 25
4. Résultats et discussion 26
4.1. Résultats expérimentaux 26
4.2. Discussion 29
5. Conclusion 32

1. Introduction

Approcher le système visuel humain, est l'un des objectifs majeurs de la vision par ordinateur. Dans ce contexte, le traitement des images stéréoscopiques fut le sujet de nombreux travaux de recherche pendant les dernières décennies. La vision stéréoscopique (ou stéréovision) a pour but la reconstitution en 3D à partir d'au moins deux images 2D d'une scène fixe, afin de produire une image en relief. Dans le cas d'utilisation de deux images nous parlons de stéréoscopie binoculaire qui fera l'objet d'intérêt de ce chapitre.

Les deux images peuvent être prises par deux caméras différentes ou par une seule caméra captant la scène à des points de vue légèrement différents.

Pour une reconstitution en 3D, une mise en correspondance entre les primitives extraites des images est nécessaire [Gou 00] [Cha 05]. L'appariement peut se faire entre points d'intérêt [Dut 11] comme il peut s'appliquer aux graphes [Leo 11], contours [Pra 06] voire régions [Zha 10].

Cependant plusieurs contraintes qui nuisent l'appariement se présentent. Citons le phénomène d'occlusion, le changement photométrique de l'image ou la méconnaissance *a priori* des caractéristiques du capteur.

Pour les images omnidirectionnelles d'autres contraintes s'y ajoutent. A cause de la nature du dispositif de capture (caméra(s) + miroir(s)), les images résultantes possèdent une résolution non uniforme et subissent des distorsions notamment aux régions proches du centre. Pour ce type d'images, la topologie du voisinage est modifiée par la forme du miroir (voir chapitre I). L'appariement des images omnidirectionnelles peut aussi se réaliser entre points d'intérêt, contours [Car 09] ou région [Hwa 07].

Parmi les applications de la stéréovision nous trouvons la navigation des robots [Mor 80], reconstruction d'objets et la reconnaissance de visages [Vai 95].

Dans ce chapitre, nous présentons un bref aperçu de la vision stéréoscopique, puis les différentes classes des méthodes d'appariement couramment utilisées. Ensuite nous proposons une nouvelle méthode de mise en correspondance qui améliore les résultats d'appariement pour les images omnidirectionnelles et les images perspectives. Les mesures de similarité utilisées sont le coefficient de corrélation et l'information mutuelle. Les tests ont été réalisés sur des images en niveau de gris synthétiques et réelles, bruitées et non bruitées. Une extension aux images couleurs fera l'objet d'une réflexion ultérieure.

2. La mise en correspondance des images stéréoscopiques

2.1. La vision stéréoscopique

2.1.1. Présentation

La vision stéréoscopique (ou stéréovision) est le type de vision utilisé instinctivement par le système visuel humain. Il consiste à reprendre les informations visuelles de la scène recueillies par les yeux pour constituer ensuite une vision en relief dans un intervalle de temps très réduit après un traitement réalisé au niveau du cerveau. Puisque l'œil humain ne voit qu'en deux dimensions, ce traitement permet d'ajouter la troisième dimension (profondeur) aux images perçues.

La vision stéréoscopique artificielle s'en est inspirée depuis 1832 où le premier stéréoscope fut imaginé par Wheatstone et réalisé en 1843 par Brewster, qui a fait connaître son invention en 1850. À l'origine, il fut conçu pour regarder simultanément deux dessins, l'un avec l'œil droit, l'autre avec l'œil gauche. Ce stéréoscope était composé de deux prismes à angles assez petits et dont les faces étaient légèrement convexes, de sorte que ces verres se comportaient à la fois comme des prismes et comme des lentilles [web III.1]. Ainsi, la stéréovision aura un rôle similaire au traitement réalisé par le cerveau pour retrouver la profondeur. Pour cela, quatre étapes sont nécessaires [Gal 11] :

- Acquisition : Deux façons d'acquisition sont possibles : la première consiste à percevoir deux images d'une scène fixe par deux caméras différentes (figure III.1). C'est le cas du système visuel humain. La différence d'angles entre les deux prises de vue doit être légère, de même que la distance séparant la scène des deux capteurs.

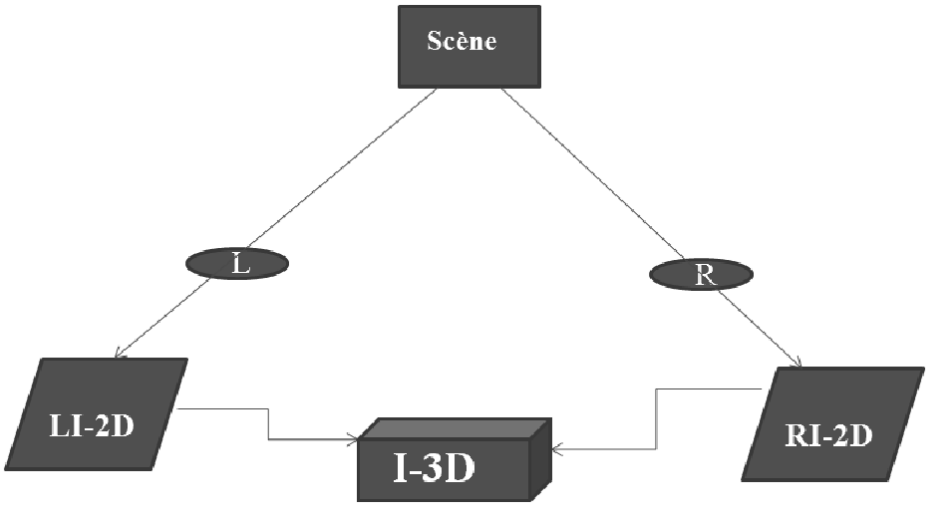


Figure III.1 : Stéréoscopie binoculaire utilisant deux caméras

La deuxième manière consiste à utiliser un seul capteur mobile (robot) qui perçoit la scène à des moments proches (figure III.2). C'est le cas considéré dans le reste de ce chapitre.

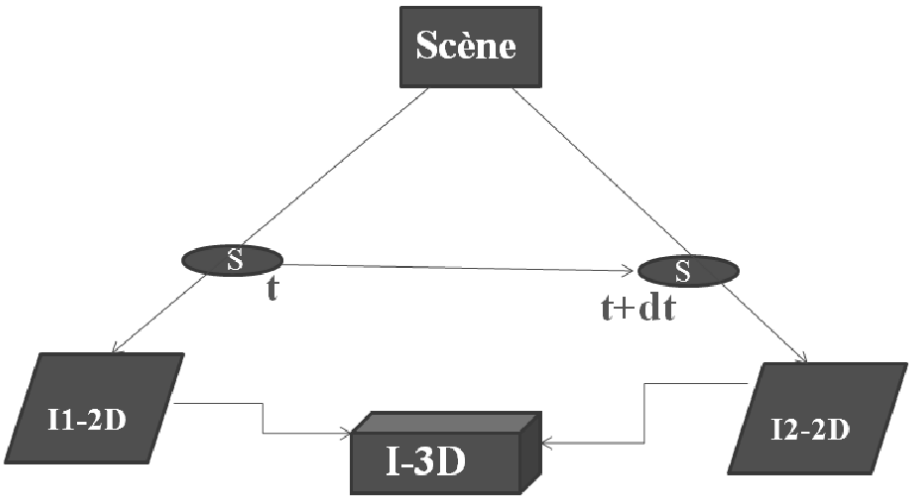


Figure III.2 : Stéréoscopie binoculaire utilisant une caméra mobile

- Calibrage : Consiste à déterminer les paramètres internes et externes du modèle géométrique du capteur stéréoscopique [Mor 08] [Boc 08].
- Mise en correspondance : elle peut être réalisée entre points d'intérêt extraits des deux images comme elle peut s'appliquer aux graphes, contours, régions ou aux formes [Shu 11]. Nous choisissons dans ce travail l'appariement entre point d'intérêt. Une justification de ce choix est présentée plus loin dans ce chapitre. L'objectif est de retrouver sur les deux images les paires des pixels qui correspondent à la projection d'un point de la scène.
- Reconstruction 3D : Elle consiste à calculer pour chaque pixel la position dans l'espace du point qui s'est projeté en ce pixel.

2.1.2. La stéréovision omnidirectionnelle

L'acquisition des images stéréo dans la vision omnidirectionnelle peut aussi être réalisée en utilisant une caméra en mouvement ou deux avec des points de vue différents.

Une stéréovision omnidirectionnelle exemplaire est l'application directe de deux caméras avec deux miroirs convexes [Glu 98] [Paj 02b]. Dans [Koy 02] les auteurs ont développé un système pour la stéréovision omnidirectionnelle avec deux paires de caméras et miroirs convexes pour la cartographie et la navigation autonome d'un robot mobile.

Cependant, l'utilisation de deux caméras pose des difficultés durant le traitement causées par la différence des paramètres intrinsèques des caméras, telle que la distance focale ou la réponse spectrale [Glu 01]. Par conséquent, beaucoup de travaux basés sur un système d'une seule caméra ont surmonté ce problème [Yi 06]. Une méthode simple consiste en l'acquisition d'images séquentielles par un dispositif en mouvement (c'est le cas de la robotique mobile). Cependant, en raison des incertitudes dans la position de la caméra, il est difficile d'obtenir des informations précises en 3D, en outre le traitement n'est pas réalisable en temps réel. Afin de palier à ces problèmes, d'autres dispositifs optiques à caméra unique sont proposés, comme deux miroirs plans à différents angles de vue [Glu 01] ou un biprisme qui donne deux images virtuelles d'un même objet [Lee 00].

Dans [Sou 96] [Cor 06] les auteurs ont proposé un système avec une seule caméra à double miroir lobée. Dans [Sou 96] les auteurs ont aussi développé l'algorithme de traitement requis [Fia 05]. Le principal avantage de l'utilisation d'une seule caméra dans la stéréovision omnidirectionnelle est la réduction de la complexité et la simplicité du traitement en raison des paramètres intrinsèques compatibles de la caméra [Yi 06]. D'autres auteurs ont proposé l'utilisation d'un système composé d'une seule caméra et quatre miroirs afin de produire une redondance qui contribue à l'amélioration des résultats de la mise en correspondance de droites verticales dans les images de stéréovision omnidirectionnelle [Car 09] (Fig III.3). Des études comparatives ont été réalisées entre quatre catégories de systèmes de stéréovision omnidirectionnelle basées sur une seule caméra et des miroirs multiples : deux ou plusieurs [Mou 06].

Figure III.3 : Exemple de dispositif utilisant plusieurs miroirs

2.1.3. Contrainte épipolaire

La contrainte épipolaire est une contrainte géométrique qui réduit considérablement l'espace de recherche des correspondants, de l'image entière à une droite dite épipolaire (Fig III.4). A travers la contrainte épipolaire, la mise en correspondance entre les images gauche et droite permet la détermination des coordonnées 3D. La contrainte épipolaire provient directement de la géométrie du capteur stéréoscopique.

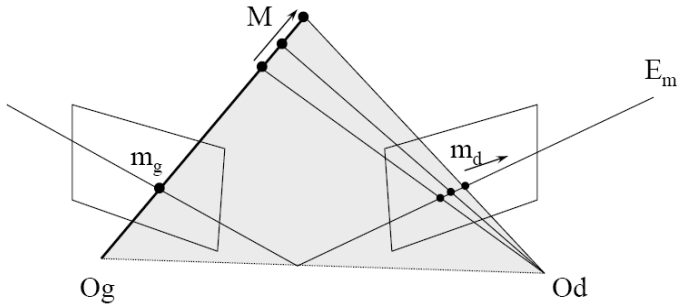


Figure III.4 : Contrainte épipolaire: le correspondant de m_g se trouve sur la droite E_m

Elle peut s'appliquer dans les cas où le système est préalablement calibré ou non [Luo 93][Zha 94]. Elle est applicable à divers types de primitives : points, segments [Sko 88] [Aya 88] [Rei 10] ou régions [Gag 89] [Vin 91] [Xio 10].

La contrainte épipolaire est aussi applicable sur les images omnidirectionnelles [Tan 10].

Cependant le calcul de la droite épipolaire consomme un temps considérable, en plus il nécessite une connaissance *a priori* des paramètres du capteur [Zha98].

2.2. Méthodes d'appariement

Dans la littérature, plusieurs classifications ont été présentées, mais la principale classification est celle qui scinde les méthodes d'appariement en méthodes locales et globales.

Les méthodes locales mesurent la similarité entre voisinages respectifs des pixels extraits des deux images. Nous supposons les voisinages carrés et centrés sur les pixels à mettre en correspondance. Souvent un seuil sur la mesure de similarité est utilisé pour filtrer le maximum de mauvais appariements. Dans le paragraphe suivant nous présentons les mesures de similarité utilisées dans ce travail.

Les méthodes globales quant à elles cherchent à minimiser un coût évaluant l'erreur globale de mise en correspondance en prenant en compte la totalité de l'image. Il s'agit de trouver la fonction de correspondance qui minimise l'erreur globale de mise en correspondance. Cette

erreur est quantifiée par une fonction de coût qui intègre un terme d'attache aux données qui vérifie que les valeurs de deux pixels correspondants sont proches, et un terme de lissage qui permet d'assurer la contrainte de la limite du gradient de disparité [Gal 11]. Dans [Rab 05] L'auteur considère que les méthodes de mise en correspondance peuvent être classifiées en quatre classes : méthodes hiérarchiques, méthodes se basant sur la programmation dynamiques, méthodes par relaxation et méthodes par invariants. D'autres auteurs ont classifié les méthodes selon la nature des données traitées en proposant deux classes : une classe des méthodes se basant sur les données photométriques, utilisées souvent pour évaluer la corrélation des voisinages et une autre classe des méthodes se basant sur les données géométriques comme l'orientation ou la longueur, couramment utilisées dans la mise en correspondance des droites [Lak 09] [Nou 11]. [Cha 05] considère d'autres classes, à savoir les méthodes mixtes et les méthodes à multiples passages.

3. Méthode de mise en correspondance proposée

3.1. Mesures de similarité utilisées

3.1.1. Information mutuelle

L'information mutuelle (IM) entre deux variables aléatoires mesure la quantité d'information que la connaissance d'une variable permet d'apporter sur l'autre. L'IM entre les deux variables aléatoires X = { $x_1, x_2, ..., x_k$ } et Y = { $y_1, y_2, ..., y_n$ } est :

$$IM(X,Y) = H(X) - H(X/Y) \quad \text{(III.1)}$$

$$= H(Y) - H(Y/X) \quad \text{(III.2)}$$

$$= H(X) + H(Y) - H(X,Y) \quad \text{(III.3)}$$

Avec H la fonction d'entropie égale à :

$$H(X) = E[h(x_i)] = -\sum_{i=1}^{k} p_i \log_2(p_i(x_i)) \quad \text{(III.4)}$$

L'IM est une grandeur positive, symétrique et s'annule si les variables aléatoires sont indépendantes. Elle obéit au principe du Data Processing Theorem (voir annexe A).

L'IM est une mesure de similarité universelle [Nan 08] utilisée entre autres dans la mise en correspondance des images stéréoscopiques [Heo 09], le recalage d'images [Zhu 10][Ati 04] et la sélection des paramètres [Ker 10][MAI 11].

3.1.2. Coefficient de corrélation (CC)

Le coefficient de corrélation entre deux variables aléatoires X et Y calcule le degré de dépendance linéaire entre elles. Il est égal au rapport de leur covariance sur le produit non nul de leurs écarts types (Eq. 5).

$$\rho = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \tag{III.5}$$

Où :

ρ : coefficient de corrélation;

σ_{xy} : covariance entre X and Y;

σ_x : écart type de la variable X;

σ_y : écart type de la variable Y.

Le CC est symétrique et varie entre -1 et 1, valeurs où la linéarité entre les deux variables est parfaite.

Si les variables sont totalement indépendantes, alors leur corrélation est nulle. Cependant, l'inverse n'est pas nécessairement vrai, car il peut y avoir une relation non linéaire entre les deux variables.

Le CC est une mesure qui a été adaptée à différentes disciplines [Raf 09][Dor 10][Tah 08].

La différence entre le coefficient de corrélation et l'information mutuelle est que l'IM permet la mesure des dépendances linéaires et non linéaires entre les variables tandis que CC ne calcule que leur degré de dépendance linéaire.

3.2. Critère de proximité

Nous introduisons le critère de proximité en supposant que les deux images ont été prises à des instants très proches. Cette condition est primordiale. Elle sera discutée plus loin dans ce chapitre.

La distance entre un point P dans l'image gauche et un point Q dans l'image droite est :

$$d(P,Q) = \sqrt{(x_P - x_Q)^2 + (y_P - y_Q)^2} \tag{III.6}$$

où (x_P, y_P) sont les coordonnées de P dans l'image gauche et (x_Q, y_Q) les coordonnées de Q dans l'image droite.

Les nouvelles mesures de similarité entre voisinages respectifs des points P et Q sont :

$$IMD(P,Q) = \frac{IM(P,Q)}{\sqrt{d(P,Q)}} \tag{III.7}$$

Et

$$CCD(P,Q) = \frac{\rho(P,Q)}{\sqrt{d(P,Q)}} \tag{III.8}$$

3.3. Algorithme suivi

L'algorithme commence d'abord par l'extraction des points d'intérêt à partir des images appariées. Le détecteur choisi est celui de Harris, détecteur stable qui possède une bonne répétabilité [Gue 11c].

Pour un point d'intérêt P détecté sur l'image gauche, nous cherchons le point correspondant dans l'image droite. Pour cela, nous calculons les mesures de similarité (IMD et CCD) entre le voisinage du point P et les voisinages respectifs des points d'intérêt extraits de l'image droite (Fig. III.5).

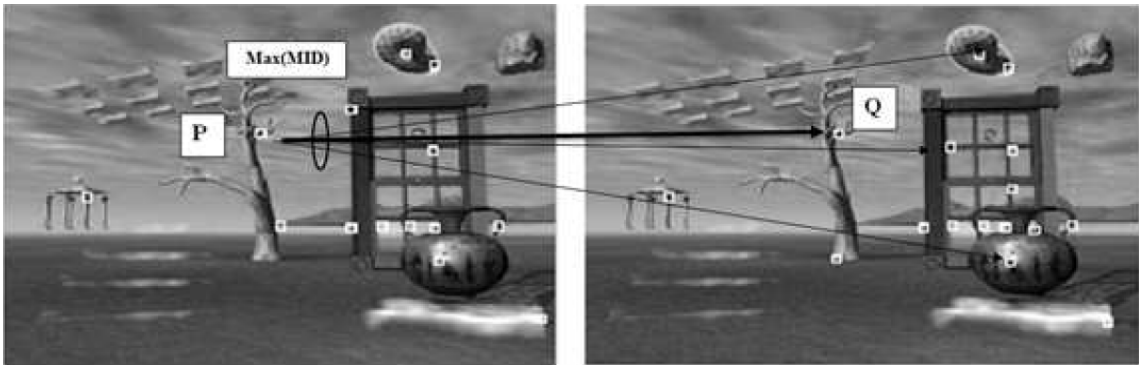


Figure III.5 : Recherche du candidat de correspondance du point P dans l'image droite.

Le point Q qui maximise la mesure de similarité est candidat à devenir correspondant s'il est supérieur à un seuil empirique. Nous faisons la même procédure pour le point Q avec les points extraits de l'image gauche (Fig. III.6).

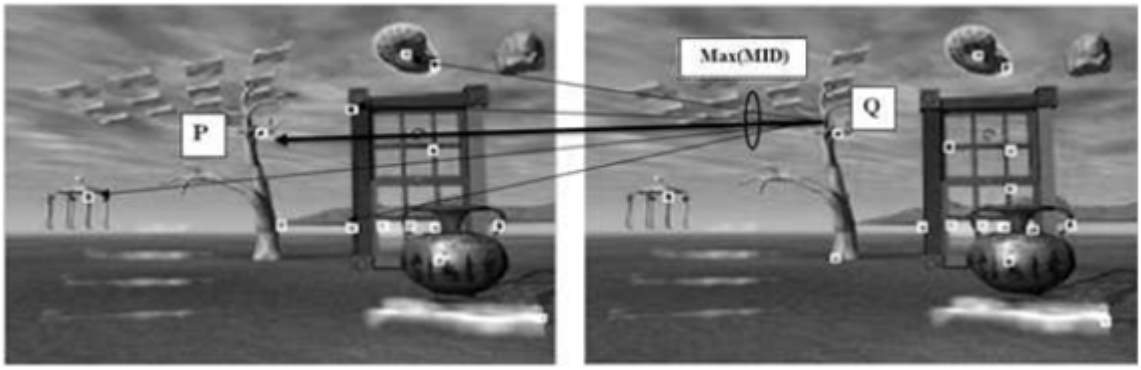


Figure III.6 : Confirmation de correspondance entre P et Q

Si le correspondant du point Q est le point P, alors nous décidons que P et Q sont mis en correspondance, sinon nous introduisons le principe de la deuxième chance. L'idée est de calculer la différence relative entre le point qui maximise la mesure de similarité en l'occurrence Q et le point immédiatement inférieur R. Si cette différence est inférieure à un seuil, nous répétons la même procédure entre le point R et les points extraits de l'image gauche.

Le principe de la deuxième chance est remarquablement utile dans le cas où le maximum de la mesure de similarité est atteint par deux points ou si leurs valeurs sont très proches.

Si le correspondant du point R dans l'image gauche est le point P alors les deux points sont mis en correspondance sinon nous décidons que P ne possède pas de correspondant dans l'image droite.

4. Résultats et discussion

4.1. Résultats expérimentaux

Nous avons réalisé les tests sur des images synthétiques et réelles, perspectives et omnidirectionnelles [Gue 11d]. Nous avons choisi des images variées qui contiennent différentes structures afin d'avoir une meilleure évaluation de notre méthode (Fig.III.7 et Fig.III.8).

Pour un point donné dans l'image gauche, une bonne correspondance consiste à trouver le correspondant effectif ou de décider qu'il ne possède pas de correspondant s'il n'en a pas (Tableaux III.1 et III.2).

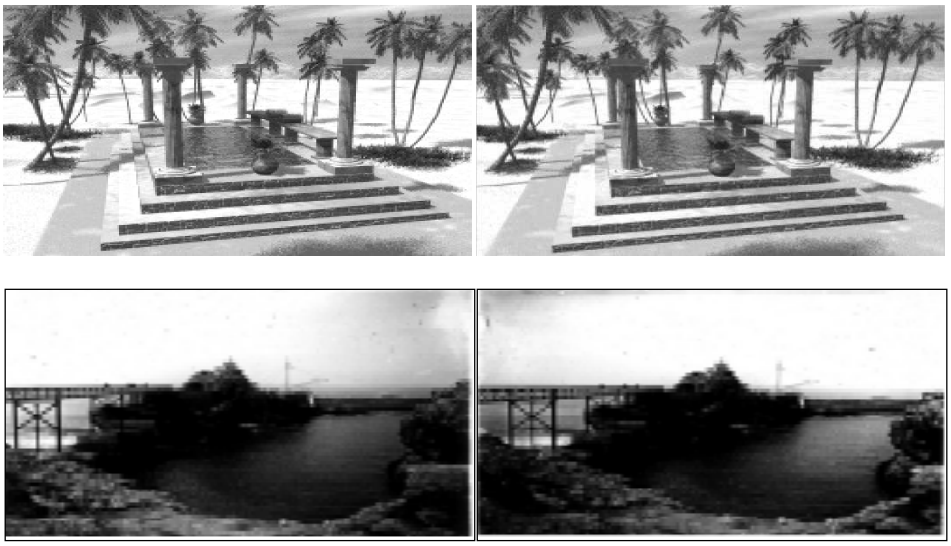


Figure III.7 : Exemples d'images perspectives utilisées

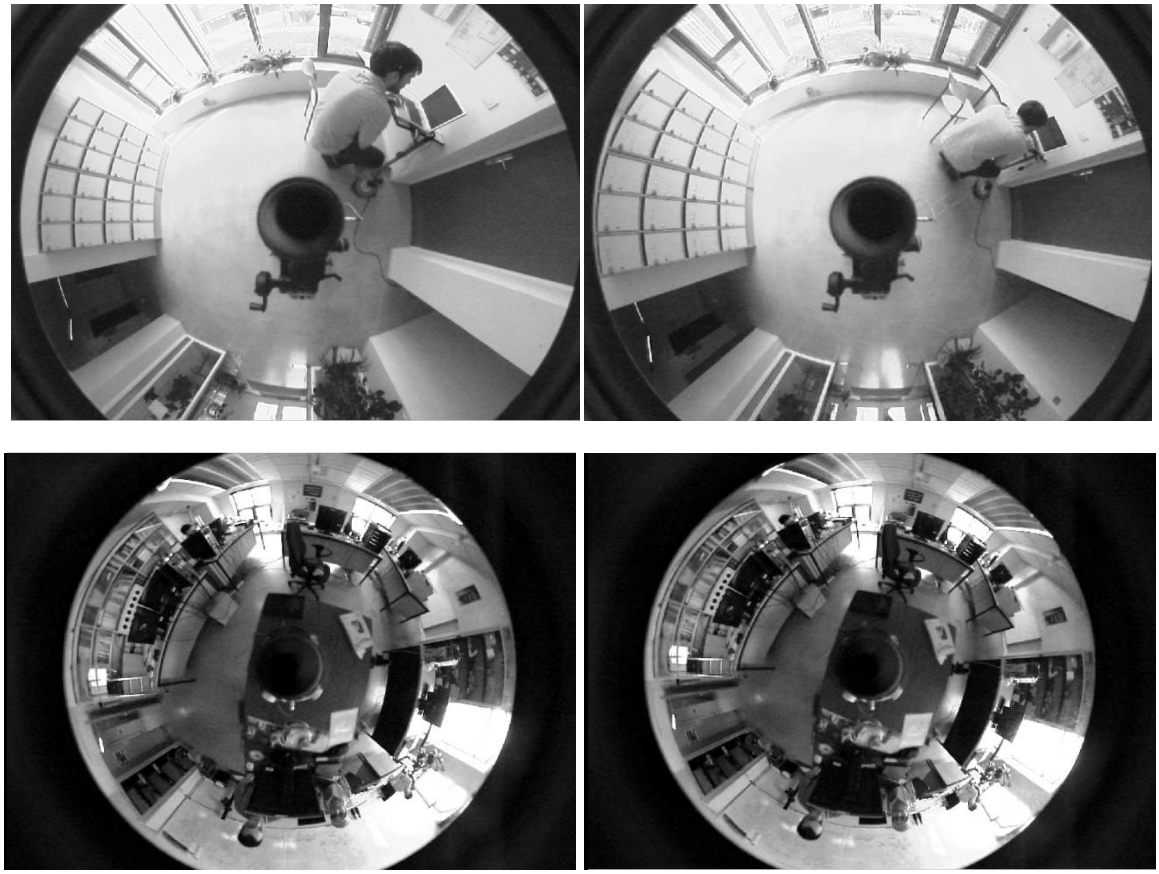
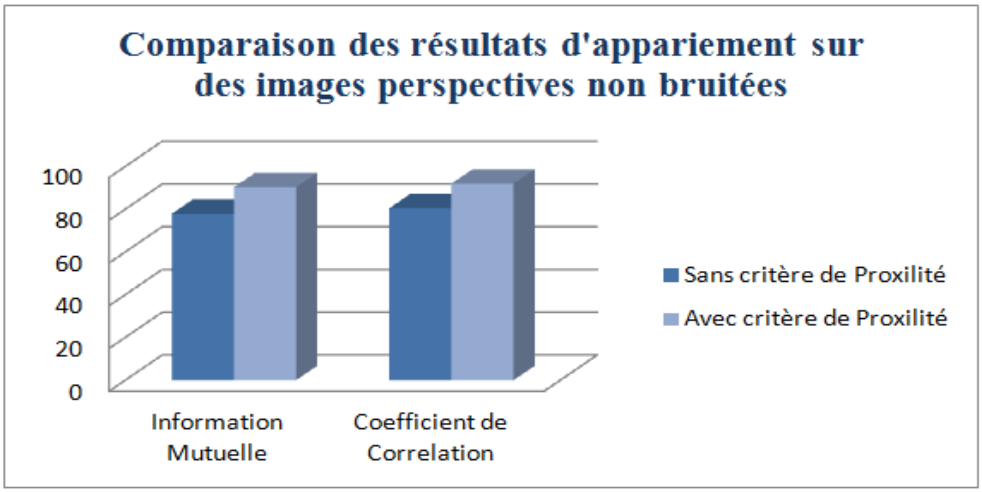


Figure III.8 : Exemples d'images omnidirectionnelles utilisées

	IM	CC
Sans critère de proximité	77.9%	80.5%
Avec critère de proximité	90.3%	92.0%

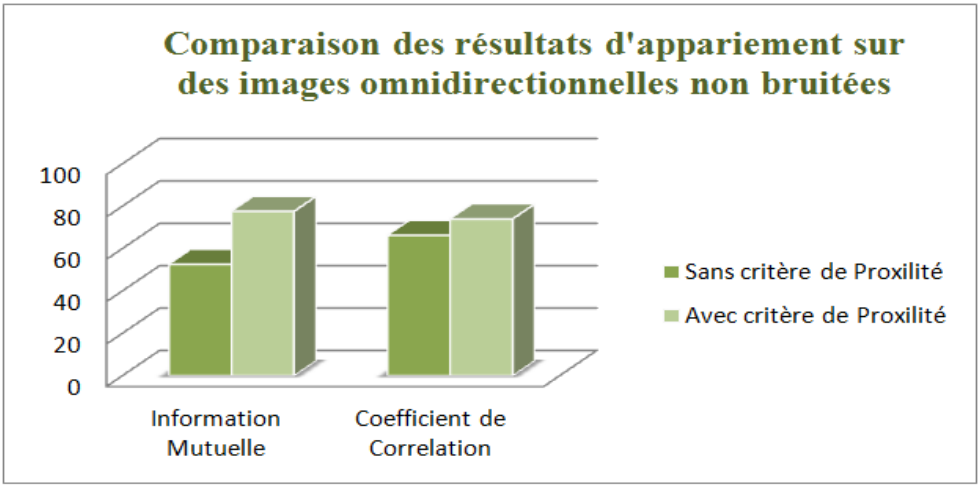
Tableau III.1 : Résultats de bonne correspondance entre les points extraits sur les images perspectives droites et gauches



Graphe III.1.Résultats de bonne correspondance entre les points extraits sur les images perspectives

	IM	CC
Sans critère de proximité	52.6%	66.3%
Avec critère de proximité	77.6%	74.0%

Tableau III.2 : Résultats de bonne correspondance entre les points extraits sur les images omnidirectionnelles droites et gauches



Graphe III.2 : Résultats de bonne correspondance entre les points extraits sur les images omnidirectionnelles

En prenant en considération que les images sont supposées prises à des moments très proches, on constate que l'introduction du critère de proximité a amélioré les résultats de la mise en correspondance des images perspectives par 15.9% pour la mesure de l'information mutuelle et 14.3% pour le coefficient de corrélation (Graphe III.1) tandis que pour les images omnidirectionnelles, l'introduction du critère a amélioré l'appariement par 47.6% pour l'IM et 11.5% pour le CC (Graphe III.2).

Le même travail a été réalisé sur des images bruitées par un bruit gaussien de moyenne nulle et d'un écart type égale à 0,1. Le résultat de l'amélioration de l'appariement des images perspectives est de 32.1% pour l'IM et 20.0% pour le CC (Tableau III.3) et (Graphe III.3).

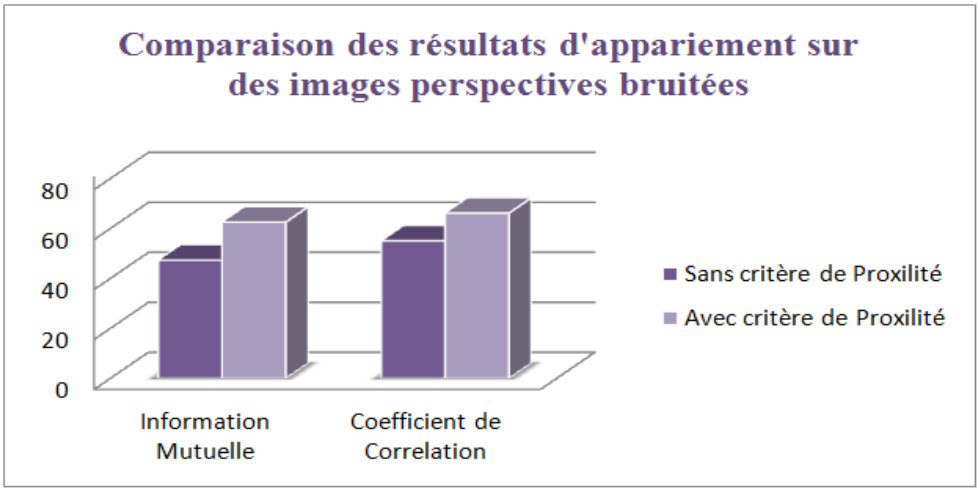
Pour les images omnidirectionnelles le pourcentage d'amélioration a atteint 58.5% pour l'information mutuelle et 30.0% pour le coefficient de corrélation (Tableau III.4) et (Graphe III.4).

	IM	CC
Images simples	15.9%	14.3%
Images bruitées	32.1%	20.0%

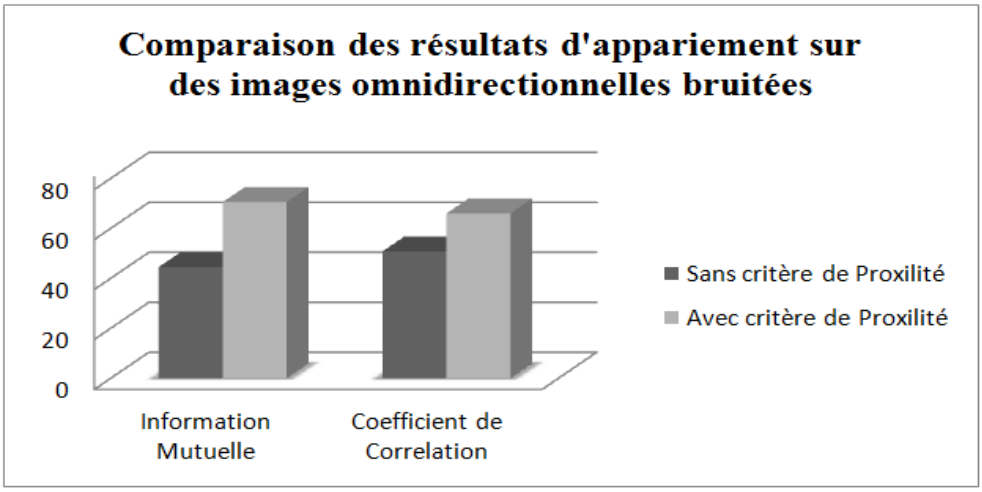
Tableau III.3 : Résultats d'amélioration de l'appariement causée par l'introduction du critère de proximité sur des images perspectives simples et bruitées

	IM	CC
Images simples	47.6%	11.5%
Images bruitées	58.5%	30.0%

Tableau III.4 : Résultats d'amélioration de l'appariement causée par l'introduction du critère de proximité sur des images omnidirectionnelles simples et bruitées



Graphe III.4 : Résultats de bonne correspondance entre les points extraits sur les images perspectives bruitées



Graphe III.4 : Résultats de bonne correspondance entre les points extraits sur les images omnidirectionnelles bruitées

4.2. Discussion

Dans ce travail, nous avons choisi la mise en correspondance entre points d'intérêt. Cette approche, qui a été initiée par Moravec, est souvent la plus utilisée parce qu'elle consomme moins de temps de traitement et est plus robuste aux transformations et effets indésirables.

Comme indiqué ci-dessus, nous avons choisi le détecteur de Harris de sorte à pouvoir manipuler le nombre des points détectés pour ne pas alourdir le traitement.

La taille du voisinage utilisé est de 9×9 afin d'avoir un échantillon riche (81 éléments) pour le calcul de probabilité dans le but d'obtenir une valeur significative des mesures de similarité. Cette taille doit présenter le compromis de ne pas être très réduite, ce qui produit une information appauvrie pour l'appariement, ni très grande car, même si l'information est plus crédible statistiquement, la probabilité de rencontrer une occlusion est élevée. D'autres auteurs ont proposé de faire varier la taille des fenêtres en fonction de la texture [Ayd 10].

A l'instar de la méthode de Kanade et Lucas qui est la méthode la plus utilisée pour l'estimation du flot optique dans le domaine de la robotique [Rad 11], nous avons choisi le parcours des images par un voisinage de taille fixe, y compris le parcours des images omnidirectionnelles.

Le seuil utilisé au niveau des mesures de similarité pour la décision de mise en correspondance varie selon le type des images.

La condition de prise des vues de la scène à des instants proches (considérée aussi par [Gal 11]) est une condition sine qua none pour la logique de notre méthode. Sinon, le critère de proximité n'a plus de signification au cas où la modification du contenu de la scène entre les deux images est considérable. Aussi le risque de rencontrer le phénomène d'occlusion augmente. Notre méthode ne prend pas en considération les contraintes épipolaires.

Nous avons utilisé le principe de deuxième chance qui permet de se rattraper en cas d'une mauvaise décision. Vu le nombre limité de situations où nous avons fait recours à ce principe, le choix de son utilisation reste à discuter, notamment lorsque le facteur temps est plus important que l'exactitude parfaite de la mise en correspondance.

Dans le cas de la figure III.9, l'algorithme n'utilisant pas le critère de proximité choisit un point très loin (R) du vrai correspondant (Q) du point P à cause de la ressemblance entre les voisinages respectifs des trois points. L'introduction du critère de proximité a permis à l'algorithme de choisir le bon correspondant. Ceci est dû au fait que le point le plus proche possède plus de chance pour être choisi comme éventuel correspondant.

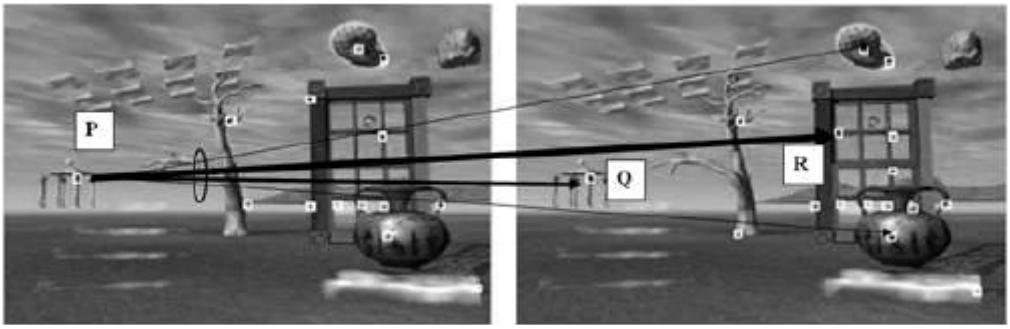


Figure III.9 : Besoin de l'introduction du critère de proximité

L'introduction du critère de proximité a amélioré significativement les résultats de mise en correspondance. Ceci est expliqué par le besoin d'ajouter une information géométrique (distance) à l'information photométrique, calculée par les mesures de similarités. Cette amélioration est plus remarquable pour les images bruitées.

Le critère de proximité utilisé est la distance euclidienne. Celle ci fournit la mesure de déplacement du point entre les deux images. La même distance a été utilisée pour les images omnidirectionnelles que nous avons utilisées sans faire recours à la projection sur des espaces équivalents.

5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une nouvelle méthode de mise en correspondance entre points d'intérêt. Celle-ci introduit un critère de proximité favorisant les points les plus proches en considérant que le déplacement entre les deux prises de vue de la scène est léger. Les mesures de similarité utilisées sont l'information mutuelle et le coefficient de corrélation. Le critère proposé améliore le résultat d'appariement, notamment sur les images omnidirectionnelles et perspectives bruitées. Le voisinage utilisé pour le parcours des images est un voisinage carré de taille fixe et la distance utilisée pour le calcul de la proximité est la distance euclidienne. Dans un travail futur, nous comparerons les résultats d'appariement des images omnidirectionnelles en utilisant une distance géodésique avec la méthode proposée dans ce chapitre. Les images utilisées sont toutes en niveau de gris. Une étude ultérieure aura comme objectif d'appliquer la méthode proposée à des images couleurs.

En général, il n'y a pas de méthode générique qui résout tout les problèmes de mise en correspondance mais des propositions de solutions adaptées à des cas de figures précis.

Pour les images omnidirectionnelles, nous avons remarqué que les résultats de mise en correspondance peuvent être améliorés en améliorant la qualité d'extraction de primitives (points d'intérêt et contour). Ce thème fera l'objet des chapitres suivants.

Chapitre IV. Détection de contour par maximum d'entropie : application aux images omnidirectionnelles et perspectives.

Sommaire

1. Introduction 34
2. Contours 35
2.1. Définitions et utilité d'un contour 35
2.2. Critères d'évaluation 35
2.2.1. Evaluation subjective 35
2.2.2. Evaluation objective 36
3. Quelques détecteurs de contour 38
3.1. Initiatives basées sur la dérivation 38
3.2. Autres détecteurs 40
3.3. Détection de contour sur les images omnidirectionnelles 40
4. Détection de contours par optimum d'entropie 41
4.1. Principe de détection par entropie optimale 41
4.2. Méthode de détection de contour par maximum d'entropie 43
5. Résultats expérimentaux 46
5.1. Validation de la méthode proposée 46
5.2. Robustesse au bruit 49
5.3. Application à des images omnidirectionnelles 51
5.3.1. Voisinage adapté 51
5.3.2. Voisinage fixe 52
6. Discussion 57
7. Conclusion 58

1. Introduction

La détection de contour est une phase primordiale dans les systèmes de vision par ordinateur car les résultats des traitements ultérieurs y sont étroitement dépendant (segmentation, reconstitution en 3D, navigation de robot …).

Visuellement, un contour est la zone séparant deux régions d'apparence différentes, qu'elles soient homogènes ou pas. Comme il peut être la frontière délimitant un objet dans une image. Dans la littérature plusieurs définitions de notion de contour ont été présentées. Généralement, ces définitions sont proches l'une à l'autre et mettent l'accent sur le principe de discontinuité photométrique, de variation ou de changement d'apparence dans l'image. Dans la vision par ordinateur ceci est détectable, par des opérateurs de dérivation, des opérateurs statistiques ou autres opérateurs, la transformée en ondelettes en est une illustration [Lec 04].

Souvent, la détection de contour est accompagnée de prétraitements ou/et post-traitements qui aident à minimiser les effets indésirables et à différencier les bonnes détections des mauvaises. Dans la vision omnidirectionnelle, d'autres contraintes s'y ajoutent à cause de la nature des images résultantes (cf chapitre I).

Pour évaluer un détecteur, il existe plusieurs critères permettant de juger son bon comportement dans divers situations. Pour un chercheur utilisant un détecteur de contour, ces critères servent à faire un choix selon les besoins et les conditions d'utilisation imposés par l'application. Plus loin nous verrons quelques critères de comparaison des détecteurs de contour.

Dans ce chapitre, nous présentons un bref historique des détecteurs de contours et leur évolution. Ensuite nous présentons la détection de contours sur les images omnidirectionnelles et nous verrons les problèmes de détection rencontrés sur ce type d'images. Puis, nous proposons une méthode de détection de contour, invariante à la résolution d'image, qui élude les problèmes causés par la dérivation et surmonte les problèmes rencontrés par l'adaptation des détecteurs classiques aux images omnidirectionnelles. Nous avons comparé le comportement de notre méthode avec des méthodes connues en se basant sur des critères cités plus loin dans ce chapitre. Enfin nous terminons par une conclusion et des perspectives.

2. Contours

2.1. Définitions et utilité d'un contour

Le contour est une des principales sources d'information dans l'image et un moyen important pour sa caractérisation. Il est d'abord un indicateur visuel d'un passage d'une texture à une autre, d'un objet à un autre ou plus généralement d'une zone à une autre intrinsèquement différente. Puis ce passage est traduit par plusieurs façons selon le cas d'utilisation : discontinuité de la fonction d'intensité ou une variation de l'apparence dans l'image [Hil 83], ou analytiquement un maximum de la dérivée première de la fonction d'intensité voire un passage par zéro de sa dérivée seconde. L'importance du contour réside dans le fait que le résultat de sa détection est exploitable par plusieurs applications de plus haut niveau comme le recalage, la mise en correspondance ou la détection des points d'intérêt (cf chapitre V). Il peut être aussi un outil principal pour des applications comme le suivi d'objet ou reconnaissance de forme, on parle alors de contour actif, ce qui n'est pas le sujet d'intérêt de cette thèse.

Souvent la définition d'un contour dépend de l'objectif de la détection elle-même. Vue la nature des outils utilisés dans cette thèse, la définition du contour que nous avons adopté est celle citée par [Bas 79][Kes 79] : *un contour est une zone de transition plus ou moins brutale séparant deux plages de textures différentes, dans lesquelles les caractéristiques statistiques locales de l'image peuvent varier légèrement.*

2.2. Critères d'évaluation

Le but de ces critères est d'évaluer le comportement des détecteurs selon les objectifs de la détection tracés au préalable. Souvent le jugement d'un détecteur se fait directement sur les résultats. Nous reprenons le classement de [Zio 91] pour évaluer les résultats de détection :

2.2.1. Evaluation subjective

Elle consiste à l'évaluation visuelle humaine des résultats de détection. Cette méthode est simple, mais dépend fortement de l'évaluateur et son recule dans le domaine. [Zio 91] juge cette évaluation vague servant uniquement à détecter les failles d'un détecteur et non pas à mesurer ses performances. Cependant pour des types d'images où il n'y a pas de critères dédiés cette méthode reste valable.

2.2.2. Evaluation objective

Elle consiste à proposer des critères mesurables afin de décrire les qualités du détecteur. Nous présentons deux critères répandus : le premier est celui de Pratt et Abdou [Pra and Abd 78][Abd 78][Pra 76] quant au deuxième est celui de Fram et Deutsh [Fra and Deu 75].

2.2.2.1. Critères de Pratt et Abdou

Pratt propose son critère pour pénaliser trois types d'erreurs résultantes de l'application d'un algorithme de détection de contour [Bas 79] :

- Non-détections qui créent des lacunes dans les contours.
- Fausses alarmes, dues au bruit, qui rendent le contour détecté relativement épais (inconvénient classique des méthodes locales de détection de type gradient)
- Détections décalées qui translatent le contour détecté par rapport au contour réel.

Soient N_c le nombre des éléments de contour effectivement présents dans l'image et N_a le nombre d'alarmes déclenchées (c'est le nombre d'éléments de contour détectés). Le critère de Pratt est le suivant :

$$F = \frac{1}{\max(N_c, N_a)} \sum_{i=1}^{N_a} \frac{1}{1+\alpha d_i^2}$$

Où la sommation porte sur toutes les alarmes et d_i la distance entre l'alarme et l'élément de contour réel, α est un coefficient égal à 1/9.

D'après [Bas 79], ce critère prend en compte les alarmes par leur nombre et par leur biais. Ainsi d'une part il pénalise les contours épais et les contours avec lacunes, et d'autre part les contours décalés. [Bas 79] critique ce critère pour le fait d'avoir réduit à un seul paramètre toute l'information sur la qualité de détection dans une image et estime que le critère doit moins pénaliser les contours épais que les contours décalés du fait que le lissage est une phase presque inéluctable.

2.2.2.2. Critères de Fram et Deutsh

Fram et Deutsh ont proposé deux critères, P_1 et P_2, afin d'évaluer le comportement des détecteurs. Ces paramètres sont compris entre 0 (comportement arbitraire) et 1 (performance idéale). Les tests sont réalisés sur des images de taille 36x36 réparties en 3 zones (Fig IV.1). Les

pixels dans la zone 1 et la zone 2, chacune de taille 36x16, suivent une loi gaussienne de moyenne G_1 et G_2 respectivement. Les valeurs dans la zone 3 ont été attribuées essentiellement de la même manière, cependant, la moyenne de la distribution des niveaux de gris pour chaque colonne a été obtenue par interpolation entre les zones 1 et 2.

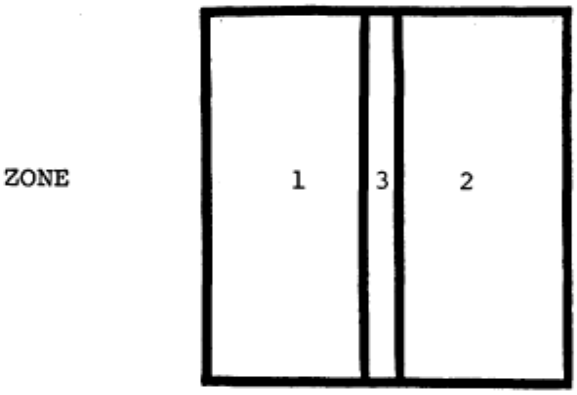


Figure IV.1 : Zones établies pour calcul de P_1 et P_2

- P1 : Le critère P1 indique la robustesse par rapport au bruit. Sa formule est la suivante

$$P_1 = \frac{n_{sig}^{e}}{n_{sig}^{e} + (n_{noise}^{e} + n^{0})(w_1^{s\tan} / w_1)} \qquad \text{(IV.1)}$$

où

$$n_{sig}^{e} = \frac{n^{e} - n_{noise}^{e}}{1 - (n_{noise}^{e} / w_1^{e} w_2)}$$

et

$$n_{noise}^{e} = n^{0} \frac{w_1^{e}}{w_1 - w_1^{e}}$$

Avec w_1 et w_2 sont respectivement le nombre de colonnes et de lignes de l'image binaire résultante de la détection et w_1^e le nombre de colonnes de la zone de contour.

n^e et n^0 représentent respectivement le nombre de pixel détectés à l'intérieur et hors la zone de contour.

w_1^{stan} est égale en l'occurrence 30.

- P2 : Le critère P2 caractérise la continuité des contours.

$$P_2 = \frac{n^r / w_2 - \left\{1 - \left[1 - n^e_{noise} / w^e_1 w_2\right]^{w^e_1}\right\}}{\left[1 - (n^e_{noise} / w^e_1 w_2)\right]^{w^e_1}} \qquad \text{(IV.2)}$$

Sachant que n_r représente le nombre de lignes dans la région de contour qui contiennent au moins un point détecté.

3. Quelques détecteurs de contour

3.1. Initiatives basées sur la dérivation

Dans la littérature, plusieurs travaux de recherche sur la détection de contours basée sur la dérivation ont été présentés. Les détecteurs proposés peuvent être répartis en deux grandes familles. La première est celle des détecteurs basés sur la recherche des maxima locaux de la dérivée première. Souvent, c'est l'opérateur gradient qui est utilisé. La deuxième famille est celle des détecteurs basés sur l'annulation de la dérivée seconde. C'est l'opérateur Laplacien qui est communément employé.

Pour détecter un contour, certains auteurs proposent de calculer une approximation de la dérivé appliquée directement sur les pixels [Rob 65][Pre 70] [Sob 68].

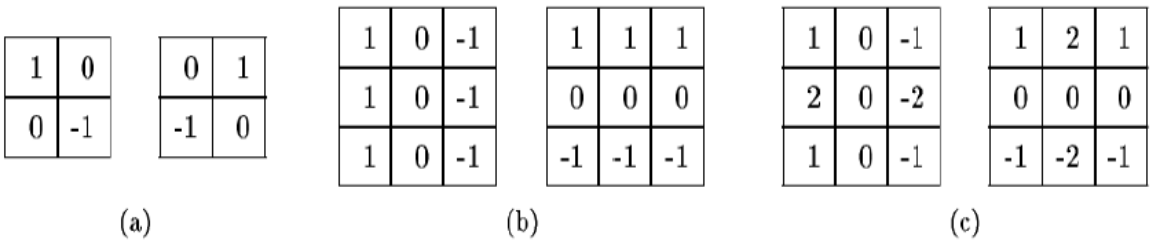


Figure IV.2 : Masques de convolutions des opérateurs de (a) Roberts, (b) Prewitt et (c) Sobel.

Ainsi, l'opérateur de Roberts (figure IV.2) présente une simple différence de niveaux de gris sans utiliser le lissage, alors que Prewitt consiste à calculer la différence des valeurs moyennes dans les directions de dérivation (dx et dy). Les opérateurs de Prewitt et Sobel regroupent deux opérations, à savoir le lissage et la dérivation. L'opérateur de Sobel [Pin 71] [Sob 90] se distingue de celui de Prewitt en donnant plus d'influence au plus proche pixel dans la direction de dérivation , ce qui a pour effet de réduire un peu le lissage, mais aussi d'améliorer légèrement la précision de localisation [Rit 04]. Si on estime l'orientation du contour par un arc-tangente, les

opérateurs de Prewitt et Sobel sont nettement supérieurs à celui de Roberts qui est plus efficace pour les contours épais. Il faut souligner que l'opérateur de Prewitt est légèrement meilleur que celui de Sobel pour les contours verticaux (ce qui n'est pas le cas pour les contours diagonaux) [Pra and Abd 78][Abd 78]. D'une manière générale, les opérateurs de taille 3x3 sont très supérieurs à ceux de taille 2x2 [Bas 79]. Les images ainsi obtenues sont généralement plus fiables et permettent des post-traitements plus poussés, cependant les filtres 3x3 sont un peu moins précis (c'est-à-dire que les contours qu'ils détectent sont moins bien localisés et souvent épais) [Lem web].

D'autres auteurs calculent l'approximation de la dérivée par ajustement des moindres carrés locaux [Har 84] [Lin 98a]. Modestino et Fries proposent de représenter le contour par un modèle stochastique et d'utiliser la minimisation de l'erreur quadratique moyenne du filtre spatial comme critère d'optimisation [Mod 77]. Shanmugam, Dickey et Green proposent d'utiliser un filtre qui maximise l'énergie du signal au voisinage des contours [Sha 79]. Cependant le filtre obtenu ne conduit pas à une bonne localisation des contours car l'approximation asymptotique utilisée est incorrecte [Bou 93]. Shen et Castan [She 86] remédient à ce problème de mauvaise localisation en proposant un filtre sous forme exponentielle pour détecter les contours en forme échelon unité. Dans [Tor 86] Torre et Poggio ont montré la nécessité d'utiliser un filtre de régularisation avant dérivation où ils ont présenté une théorie complète de la dérivation d'un signal numérique.

Canny [Can 86] fut le premier à donner des expressions analytiques pour des critères d'optimisation de détection de contour (bonne détection, bonne localisation et réponse unique des contours) où il a introduit les notions de suppression des non maxima et du seuillage par hystérésis qui repose sur une hypothèse de connexité [Bou 93]. Une extension du filtre à bande limitée de Canny, est proposée par Deriche où il propose une mise en œuvre de calcul efficiente en utilisant des filtres récursifs [Der 87][Lind 98].

Le problème commun à ces opérateurs à base de dérivation, est qu'ils ne donnent pas à eux seuls de bons résultats sur les images réelles où les changements d'intensité sont rarement nets et abrupts [Der 87]. De plus, à cause de la dérivation, ils sont très sensibles aux bruits [Qia 96].

Pour atténuer l'effet de ce dernier, la détection est précédée d'un lissage et elle est aussi suivie d'un seuillage.

Le problème de détection n'est pas totalement résolu car le lissage introduit des effets indésirables, comme la perte d'information ou le déplacement de structures importantes dans l'image [**zio** 98].

3.2. Autres détecteurs

Dans [Smi 97] les auteurs proposent un détecteur de contour se basant sur le changement d'apparence des pixels voisins. SUSAN (Smallest Univalue Segment Assimilating Nucleus) permet de détecter les contours mais il est plus reconnu comme détecteur de points d'intérêt.

Le détecteur de Harris est aussi un détecteur de coins qui permet la détection des contours (voir chapitre point d'intérêt).

Un autre moyen permettant la détection des contours est la transformée en ondelette qui transforme une image de taille mxn en une imagette dite approximation (image résumée) et trois imagettes appelées respectivement détails horizontaux, verticaux et diagonaux toutes de taille m/2 x n/2[Gue 06][Duc 04] [Eve 06] [Lec 04].

3.3. Détection de contour sur les images omnidirectionnelles

Dans la vision omnidirectionnelle, le montage utilisé: miroir(s) + caméra(s) fournit des images avec une résolution non uniforme (concentration de l'information au centre de l'image [Big 08]) et entraine des distorsions géométriques. La topologie du voisinage est modifiée par la forme du miroir (voir chapitre I). La définition des voisins dans la direction du gradient est beaucoup moins évidente, ce qui explique les mauvaises performances des détecteurs classiques [Mou 05][Dan 02]. Ainsi pour appliquer ces derniers sur les images omnidirectionnelles, une adaptation préalable du voisinage est nécessaire. Si [Str 07] et [Jac 07 a] proposent de calculer le voisinage en le projetant sur un cylindre, d'autres auteurs ont choisi d'utiliser la projection sur une sphère d'équivalence pour la détection de droites et de rectangles [Fia 02] [Baz 07] [Big 08]. La projection présente l'avantage de pouvoir effectuer les différents traitements sur un espace plus uniforme [Big 08].

Cependant en pratique, le voisinage universel n'existe pas car il faudrait adapter celui-ci non seulement au capteur, avec une connaissance *a priori* de son calibrage, mais aussi à la géométrie de la scène [Dem 06].

Une illustration de la projection sur un cylindre est présentée par [Jac 07 b] où un opérateur de détection de contours basé sur les noyaux non-sommatifs et l'intégrale de Choquet a été présenté. Cet opérateur permet l'obtention d'une estimation du gradient sous la forme d'un intervalle et fournit un seuillage naturel de l'image de manière à pouvoir traiter n'importe quelle image indépendamment du bruit qu'elle contient [Jac 07 b].

Tandis que [Big 08], a choisit la projection sur une sphère où les auteurs développèrent un détecteur de contours qu'ils ont appelé «filtre de Canny sphérique» par analogie avec le cas plan et donnent les critères que doit vérifier ce filtre pour optimiser la détection. Les auteurs ont aussi adapté le lissage aux images omnidirectionnelles projetées sur la sphère.

Dans la suite, nous présentons la méthode de détection de contour proposée et la comparons avec des méthodes existantes selon les critères de robustesse aux bruits et d'invariance à la résolution de l'image.

4. Détection de contours par optimum d'entropie

4.1. Principe de détection par entropie optimale

En Thermodynamique, l'entropie d'un système mesure le degré de son désordre au niveau microscopique.

En théorie de l'information, l'entropie d'une variable aléatoire $X = \{x_1, x_2, ..., x_k\}$ est sa quantité d'information moyenne. Elle est définie comme étant l'espérance mathématique de X (équation IV.3).

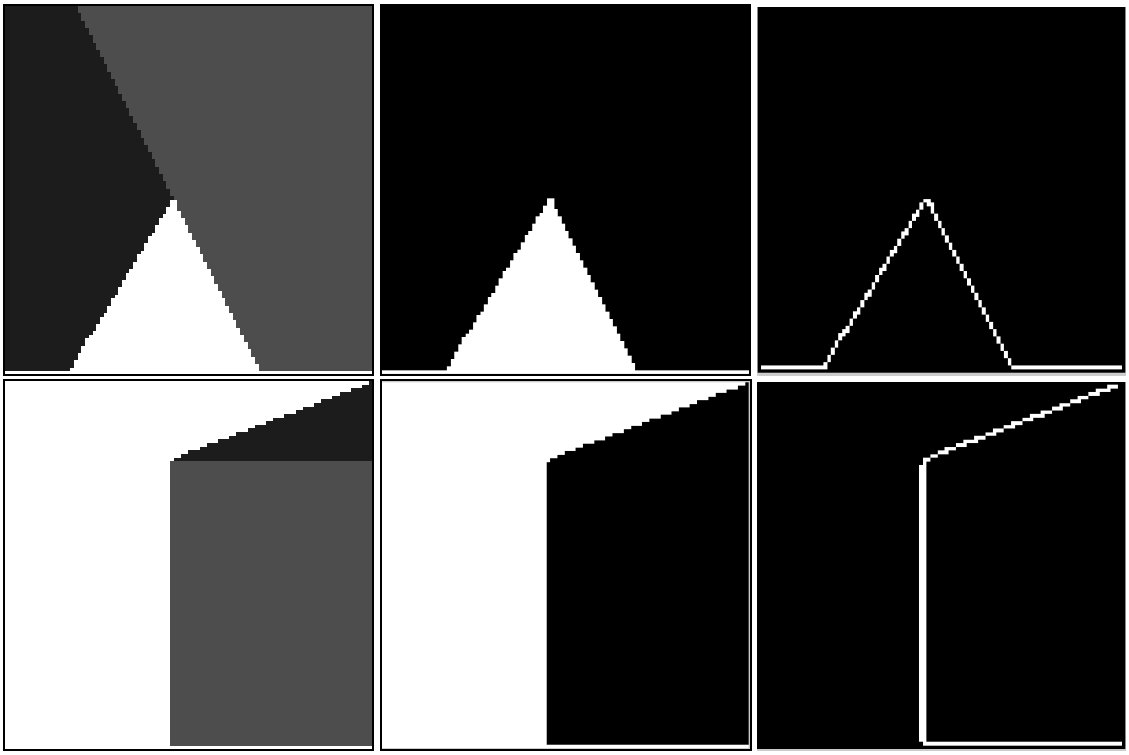
$$H(X) = E[h(X)] = -\sum_{i=1}^{k} p_i \log(p_i(x)) \quad (1) \qquad \text{(IV.3)}$$

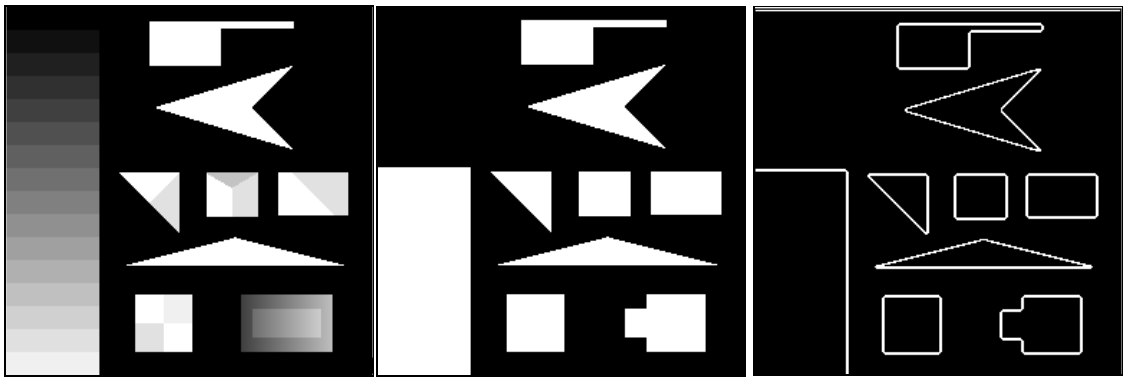
avec

$$p_i = P\{X = x_i\} / i \in \{1, 2, ..., k\}$$

Dans [Shi 86] l'auteur avait proposé une méthode d'extraction de contour basée sur l'entropie où il utilise une probabilité basée sur l'intensité des pixels. L'entropie sur une fenêtre est maximale

si cette dernière est homogène. Un contour est détecté lors d'un passage par un minimum local de la fonction d'entropie. Une extension de la méthode aux images couleurs a été proposée. [Sin 08] a aussi proposé une méthode de détection de contour basée sur l'entropie. Il commence par binariser l'image, puis aux endroits où l'entropie dépasse un seuil, un point de contour est déclaré. Cependant cette méthode souffre d'un dysfonctionnement dû à la nature binaire de l'image sur laquelle la détection de contour est faite (Figure IV.3). Dans la suite, nous proposons une méthode de détection de contour invariante à la résolution de l'image qui permet de surmonter les problèmes de mauvaises détections dans les images omnidirectionnelles et les problèmes de sensibilité aux bruits causés par la dérivation. Notre approche est basée sur la mesure d'entropie.





a b c

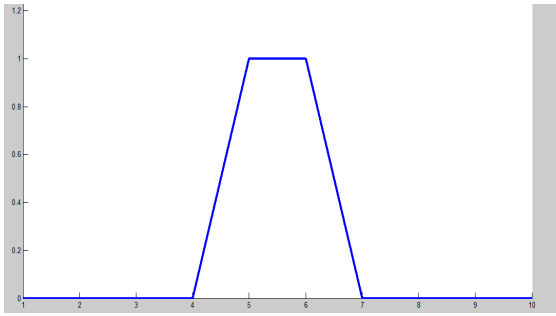
Figure IV.3 : Détection de contours par [Sin 08] : a. Images d'origine, b. images binaires sur lesquelles se fait la détection, c. images résultantes après détection.

4.2. Méthode de détection de contour par maximum d'entropie

En projetant la définition de l'entropie sur le domaine de traitement d'image, l'entropie d'une portion de l'image est inversement proportionnelle à son degré d'homogénéité.

À l'encontre de [Shi 86], nous considérons qu'un contour est détecté lors du passage par un maximum local de la fonction d'entropie (figure IV.4) [Gue 11 b].

a



b

Figure IV.4 : Test de détection de contour par maximum d'entropie: a. image de test, b. valeurs de la fonction d'entropie calculée sur les fenêtres de passage.

Notre méthode de détection de contour est répartie en quatre étapes :

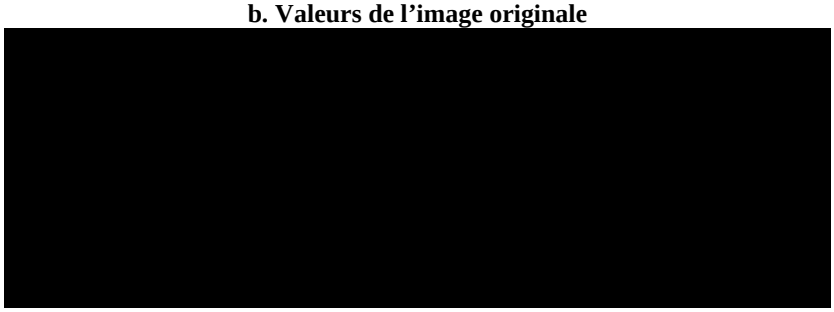
Etape 1 : Quantification des valeurs de l'image : La première étape consiste à homogénéiser les zones de l'image en quantifiant les valeurs des pixels en ***NI*** ($NI = 2^k, k \geq 1$) valeurs. L'algorithme suivi est une extension dichotomique de [Sin 08].

La quantification est une phase cruciale car elle permet d'homogénéiser les zones de l'image où les valeurs sont relativement proches. Ceci est dû au fait que le calcul des mesures statistiques est concerné par la distribution des pixels sur l'image et non par leur valeurs relatives. Dans l'exemple de la figure IV.5 l'image est composée de deux zones (Fig IV.5.a). Les valeurs des pixels dans chaque région ne sont pas unifiées (Fig IV.5.b) et par conséquent le contour séparant les deux zones n'est pas reconnu (Fig IV.5.c), par contre après la quantification des valeurs de l'image en deux valeur le contour est détecté (Fig IV.5.d et (Fig IV.5.e)

a. Image originale

17	18	19	20	21	221	222	223	224	225
17	18	19	20	21	221	222	223	224	225
17	18	19	20	21	221	222	223	224	225
17	18	19	20	21	221	222	223	224	225
17	18	19	20	21	221	222	223	224	225
17	18	19	20	21	221	222	223	224	225
17	18	19	20	21	221	222	223	224	225

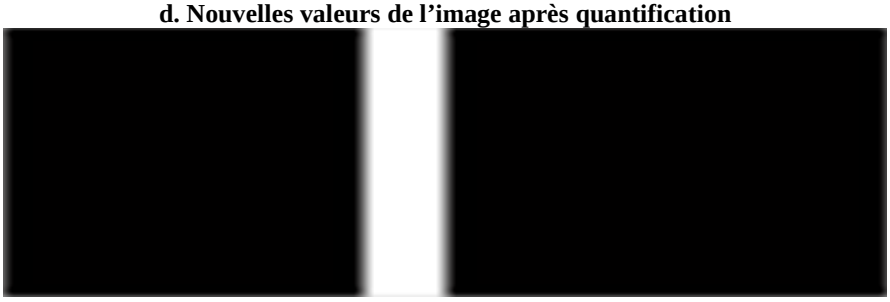
b. Valeurs de l'image originale



C. Résultat de détection sans utilisation de quantification

0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	1	1	1	1	1

d. Nouvelles valeurs de l'image après quantification



e. Résultat de détection utilisant la quantification

Figure IV.5: Nécessité de la quantification pour la méthode proposée

Etape 2 : Calcul de H matrice d'entropie de l'image

Pour calculer l'entropie à la position (*i,j*), on considère w la fenêtre carrée de dimension $(2d+1)^2$ dont la position centrale est (i,j).

On suppose que les valeurs distinctes des pixels inclus dans w sont : $\{v_1,\ldots,v_k\}$ avec $k \le (2d+1)^2$

Alors

$$H(i,j) = E[h(w)] \tag{2}$$

En considérant l'équation (1) on a :

$$H(i,j) = -\sum_{i=1}^{k} p_{vi} \log p_{vi} \tag{3}$$

avec

$$p_{vi} = \frac{f_{vi}}{(2d+1)^2} \tag{4}$$

telle que f_{vi} est la fréquence d'apparition de v_i dans w.

Etape 3 : Vérification de maximum local

Un élément de la matrice H est candidat à être un point de contour s'il est un maximum local dans un voisinage horizontal ou vertical. Sont exceptées de ce traitement les lignes et colonnes qui sont dans le bord de l'image.

Etape 4 : Comparaison au seuil

On détermine un seuil T et tout élément candidat supérieur à T est officiellement un point de contour.

5. Résultats expérimentaux

5.1. Validation de la méthode proposée

Nous avons testé la méthode proposée sur des images de références et d'autres images de la base «Berkeley Segmentation Dataset». Les tests sont réalisés sur des images en niveau de gris. Les résultats sont satisfaisants. Les figures IV.6 et IV.7 illustrent le bon comportement de la méthode proposée.

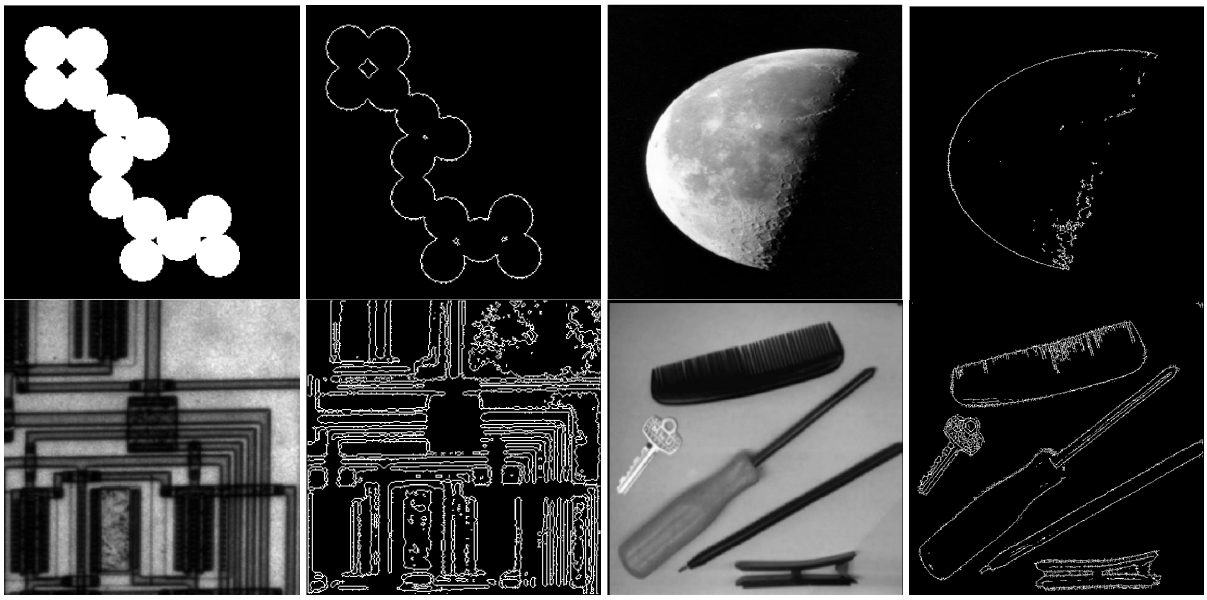
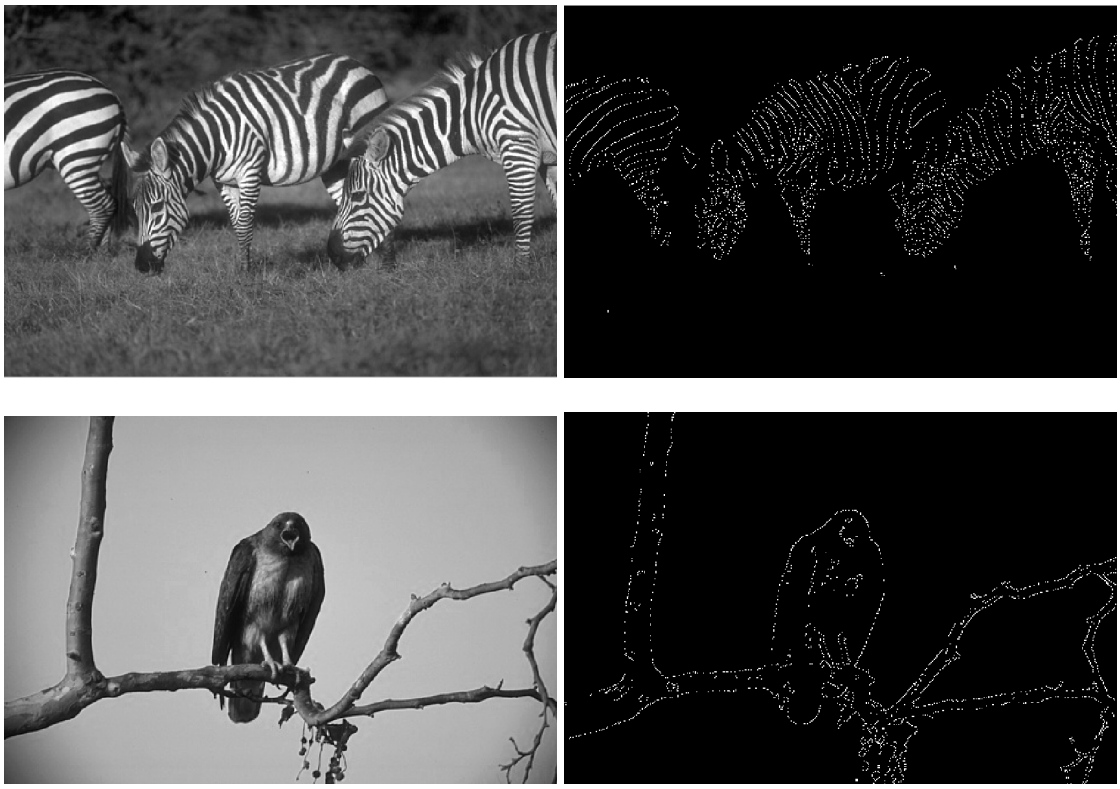


Figure IV.6. Exemple de détection de contour par la méthode proposée sur des images de références



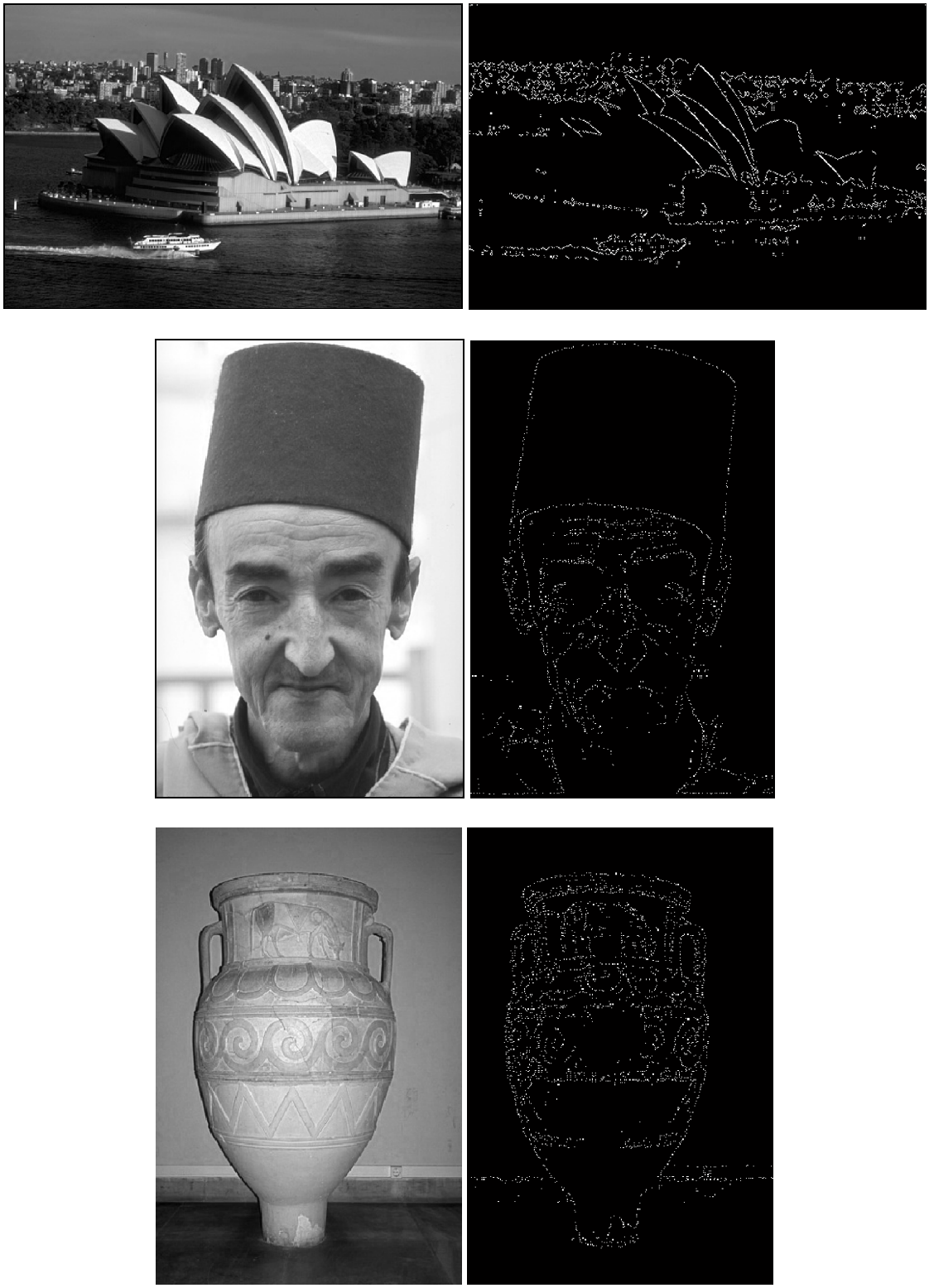
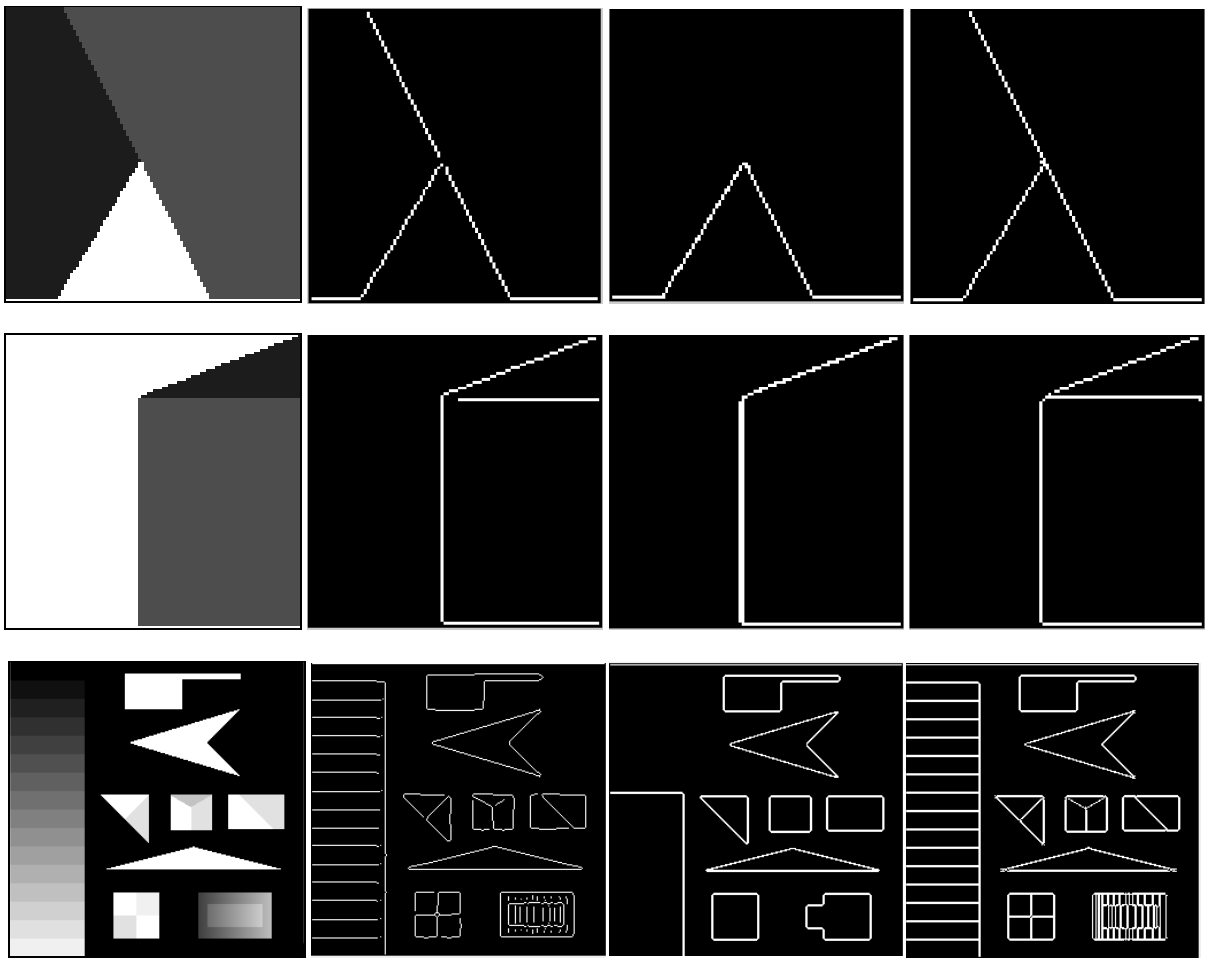


Figure IV.7. Exemples de détection de contour par la méthode proposée sur des images de « Berkeley Segmentation Dataset »

Dans la figure IV.8, notons que la méthode proposée rectifie l'anomalie rencontrée par [sin 08] et reconnait toutes les régions de l'image y compris celles qui sont ombrées. L'écart type utilisé pour la méthode de canny est égal à 1. La taille de la fenêtre utilisée par la méthode proposée est égale à 3x3.



a b c d

Figure IV.8.a Image originale, b. Détection par Canny, c. Détection par [Sin 08], d. Détection la méthode proposée

5.2. Robustesse au bruit

Pour évaluer le comportement de notre détecteur, nous le comparons avec [Sin 08] et le détecteur de canny en variant la valeur de sigma de 0.5, 1 et 1.5. La paire de seuils d'hystérésis utilisées est égale à 0.3 pour le seuil bas et 0.7 pour le seuil haut. Nous appliquons les critères de Fram et Deutsch [Fra 75]. Nous calculons P1 et P2 sur des images présentant une transition verticale dont

nous faisons varier l'amplitude A. Ces images ont été perturbées par un bruit gaussien d'un écart type (ET) de deux niveaux de gris.

Rappelons que le critère P1 indique la robustesse par rapport au bruit tandis que P2 caractérise la continuité des contours. Ils sont compris entre 0 (comportement arbitraire) et 1 (performance idéale).

Les résultats présentés dans le tableau IV.1 et le tableau IV.2 sont des moyennes de 20 mesures prises pour chaque paramètre et pour chaque détecteur.

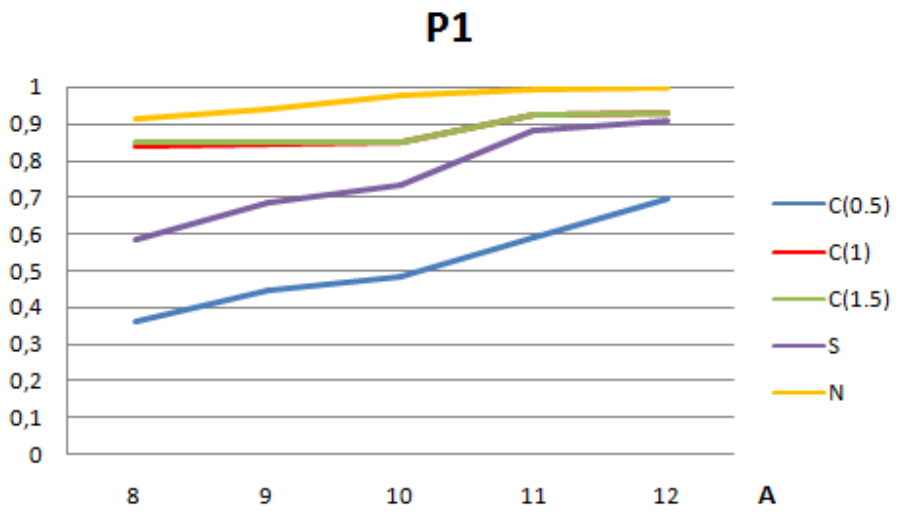
La taille de la fenêtre utilisée pour notre détecteur sont 5x5 pour A=11,12 et une fenêtre de taille 7x7 pour A=8,9,10.

A	**P1**				
	C(0.5)	**C(1)**	**C(1.5)**	**S**	**N**
12	0,6950	0,9270	0,9280	0,9065	0,9955
11	0,5890	0,9220	0,9255	0,8810	0,9915
10	0,4860	0,8500	0,8500	0,7310	0,9750
9	0,4490	0,8460	0,8500	0,6865	0,9380
8	0,3600	0,8410	0,8500	0,5855	0,9145

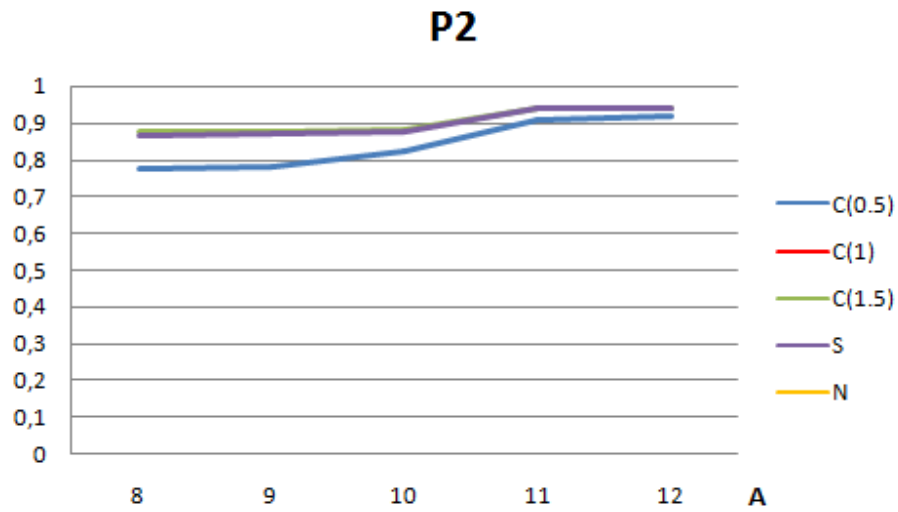
Tableau IV.1. Comparaison du paramètre p1 obtenu par la méthode de Canny (C) pour sigma = 0.5, 1 et 1.5, la méthode de [Sin 08] (S) et la méthode proposée (N). A est la différence d'amplitude.

A	**P2**				
	C(0.5)	**C(1)**	**C(1.5)**	**S**	**N**
12	0,9195	0,9370	0,9385	0,9400	0,9400
11	0,9100	0,9370	0,9385	0,9400	0,9400
10	0,8230	0,8755	0,8800	0,8775	0,8800
9	0,7815	0,8740	0,8770	0,8710	0,8795
8	0,7740	0,8635	0,8755	0,8635	0,8785

Tableau IV.2. Comparaison du paramètre p2 obtenu par la méthode de Canny (C) pour sigma = 0.5, 1 et 1.5, la méthode de [Sin 08] (S) et la méthode proposée (N). A est la différence d'amplitude.



Graphe IV.1. Comparaison du paramètre p1 obtenu par la méthode de Canny (C) pour sigma = 0.5, 1 et 1.5, la méthode de [Sin 08] (S) et la méthode proposée (N). A est la différence d'amplitude.



Graphe IV.2. Comparaison du paramètre p2 obtenu par la méthode de Canny (C) pour sigma = 0.5, 1 et 1.5, la méthode de [Sin 08] (S) et la méthode proposée (N). A est la différence d'amplitude.

5.3. Application à des images omnidirectionnelles

5.3.1. Voisinage adapté

Dans cette section nous calculons pour chaque pixel, le voisinage adapté aux paramètres du capteur utilisé [Rad 11], puis l'entropie. Le reste de l'algorithme est le même utilisé pour les

images perspectives. Le miroir simulé est paraboloide. Les $d\theta$ et $d\varphi$ utilisés sont $d\theta = \pi/100$ et $d\varphi = \pi/150$. (Figure IV.9)

Le désavantage de cette méthode est le temps de calcul et son besoin de connaître les paramètres intrinsèques de la caméra utilisée.

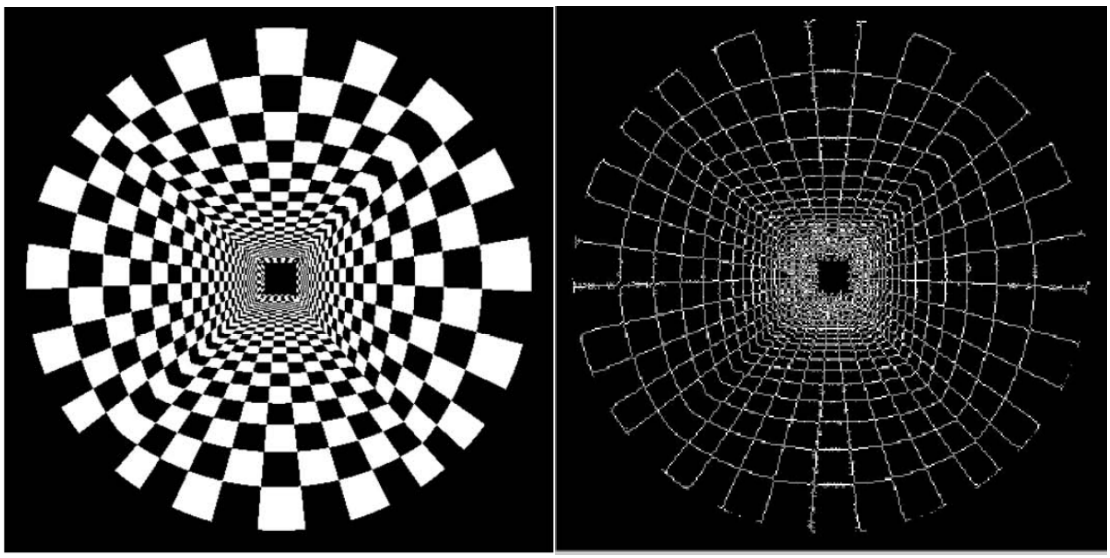


Figure IV.9. Détection par la méthode proposée en utilisant un voisinage adapté.

5.3.2. Voisinage fixe

Les figures IV.10, IV.11 et IV.12 montrent les résultats obtenus, selon notre méthode comparés avec ceux obtenus par les méthodes de Canny et [Sin 08], sur des images omnidirectionnelles synthétiques en utilisant un voisinage fixe. Nous avons choisi de garder la même taille du voisinage (classique) sur toute l'image. La figure IV.13 présente un exemple de détection sur des images omnidirectionnelles réelles.

Dans la figure IV.14, l'image omnidirectionnelle binaire utilisée dans la figure IV.10 est bruité par un bruit gaussien de moyenne nulle et d'écart type égal à 0,2. Nous remarquons le bon comportement de méthode proposée pour les zones à faible résolution et à forte résolution. La taille de la fenêtre utilisée est de 5x5.

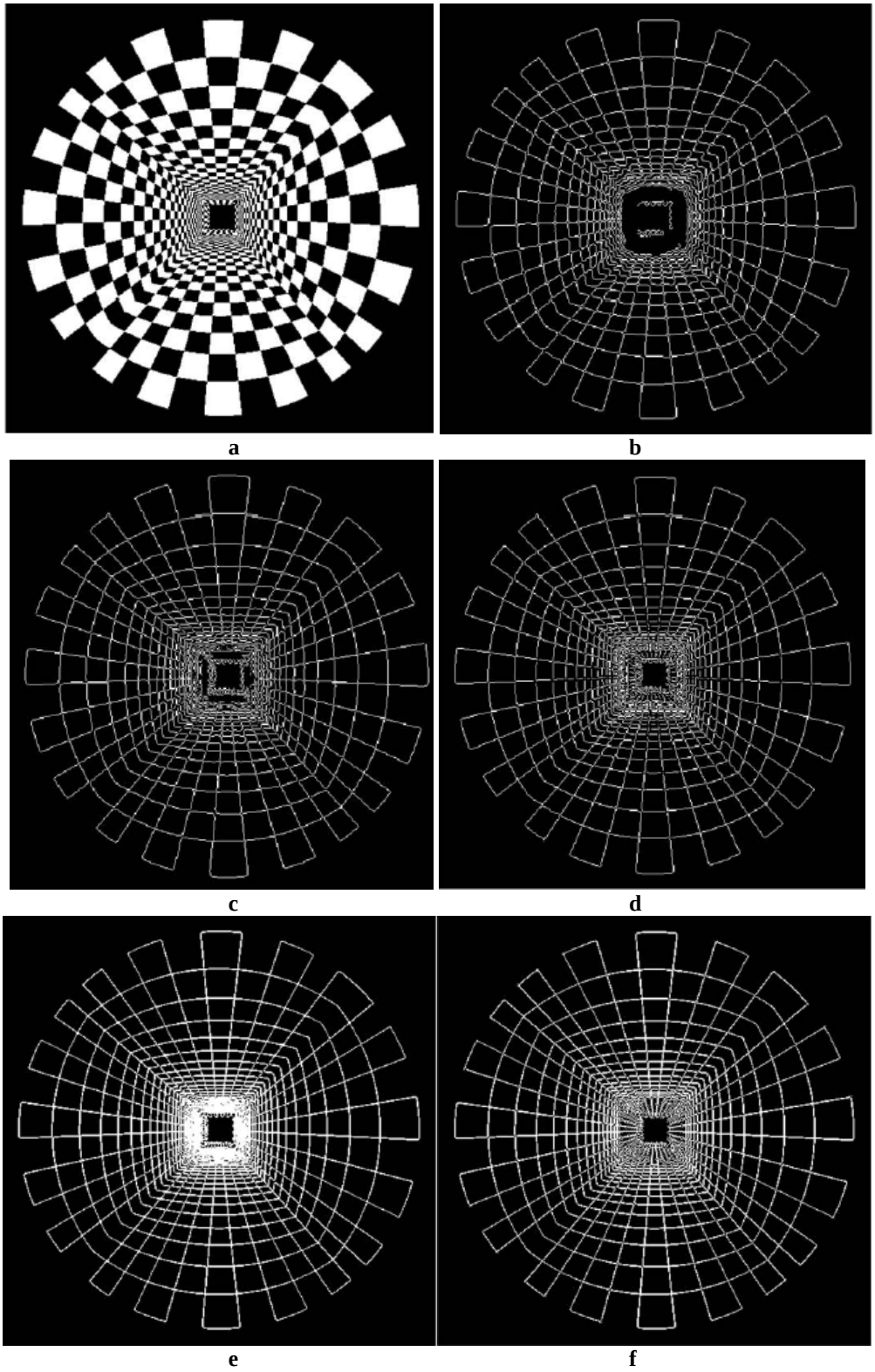


Figure IV.10 Détection de contour sur une image omnidirectionnelle: a. image d'origine, b. détection par Canny (σ=1), c. Canny(σ=0.5) d. Canny(σ=0.15), e.détection par[Sin 08], f. détection par la méthode proposée (voisinage fixe)

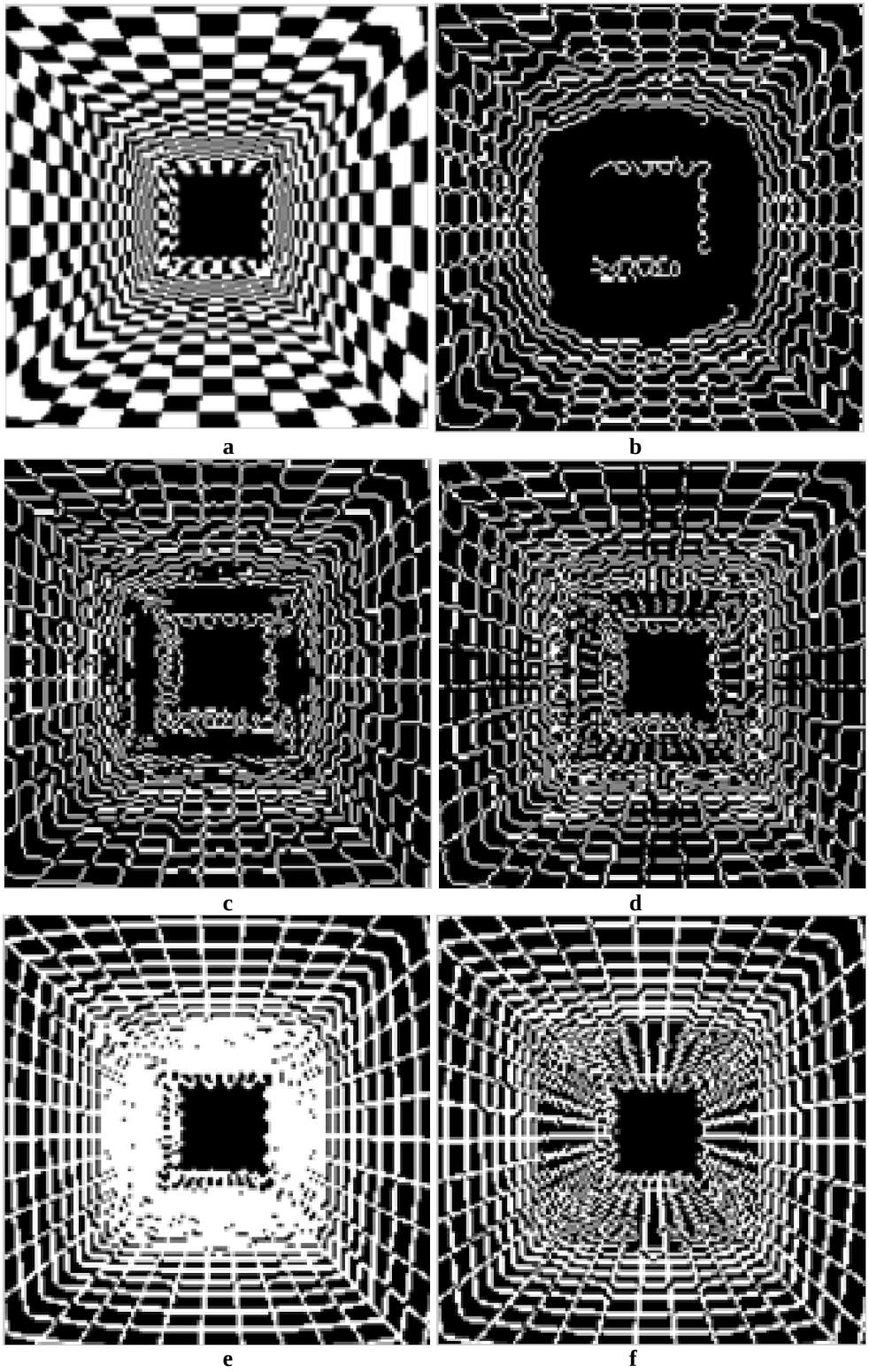


Figure IV.11. Zoom des résultats de détection sur le centre: a. image originale, b. Canny (σ=1), c. Canny(σ=0.5), d. Canny(σ=0.15) e.détection par[Sin 08], f. détection par la méthode proposée (voisinage fixe)

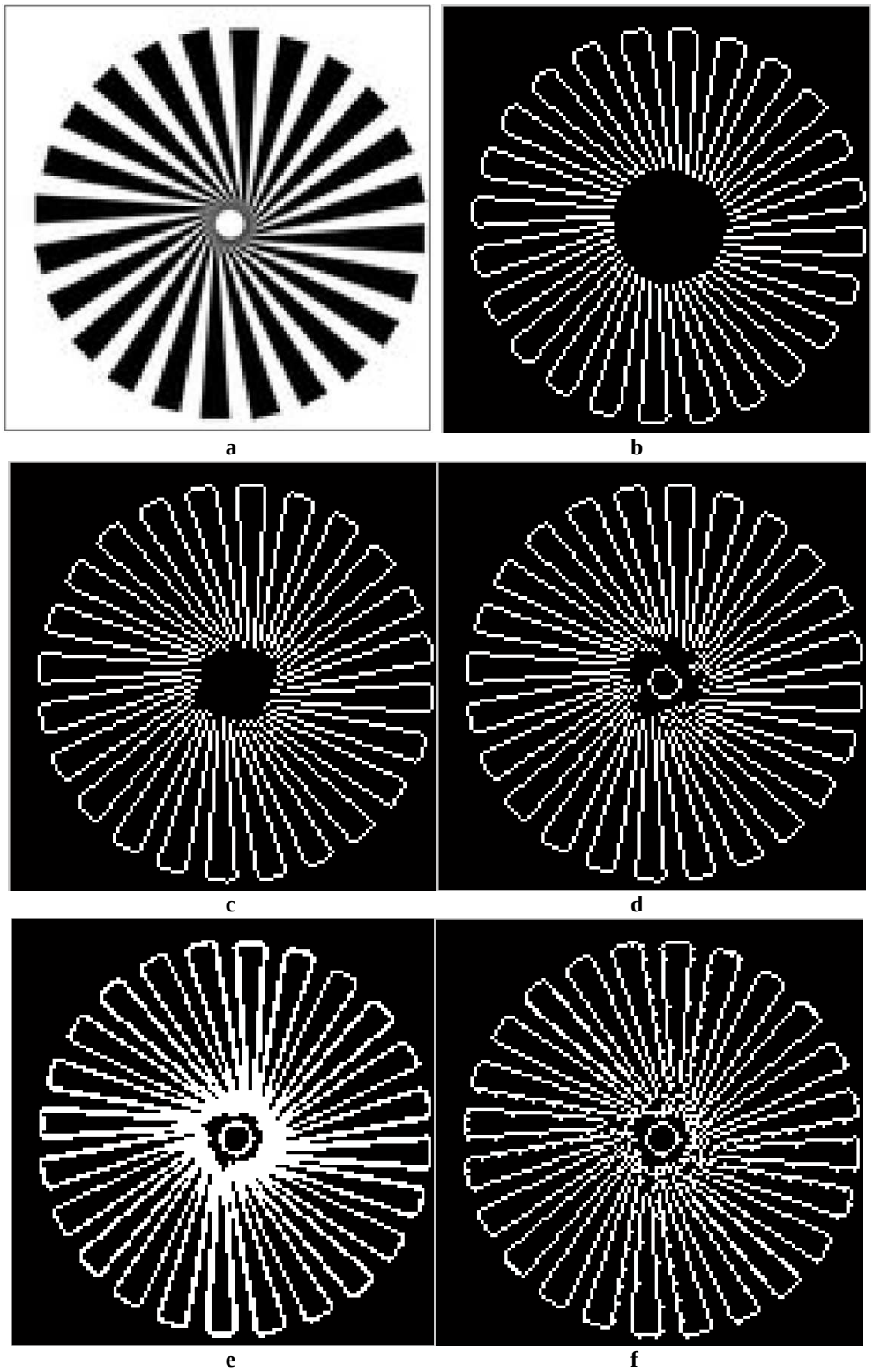


Figure IV.12. Détection de contour sur une image omnidirectionnelle : a. image d'origine, b. Canny (σ=1), c. Canny(σ=0.5) d. Canny(σ=0.15), e.détection par[Sin 08], f. détection par la méthode proposée (voisinage fixe)

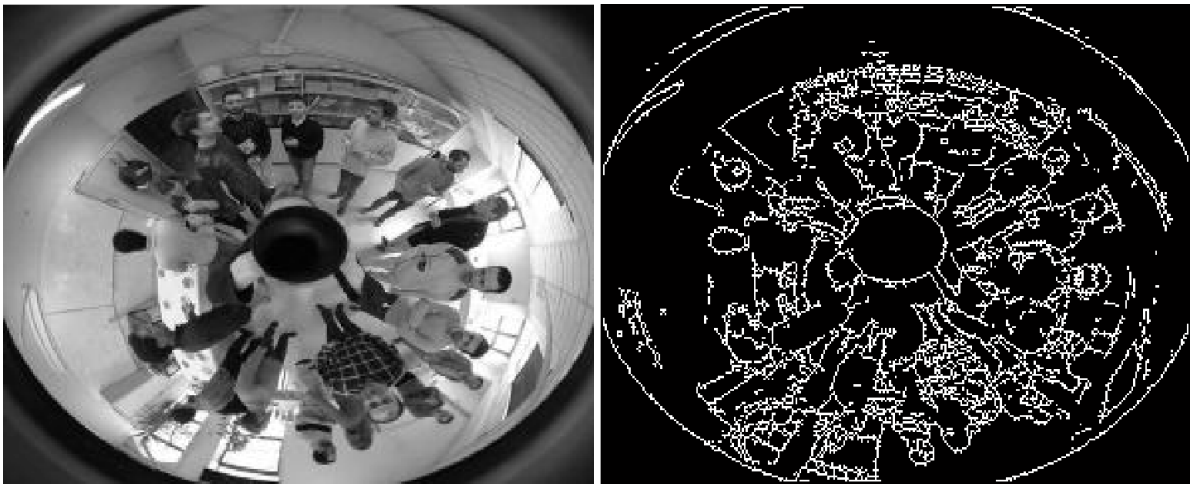
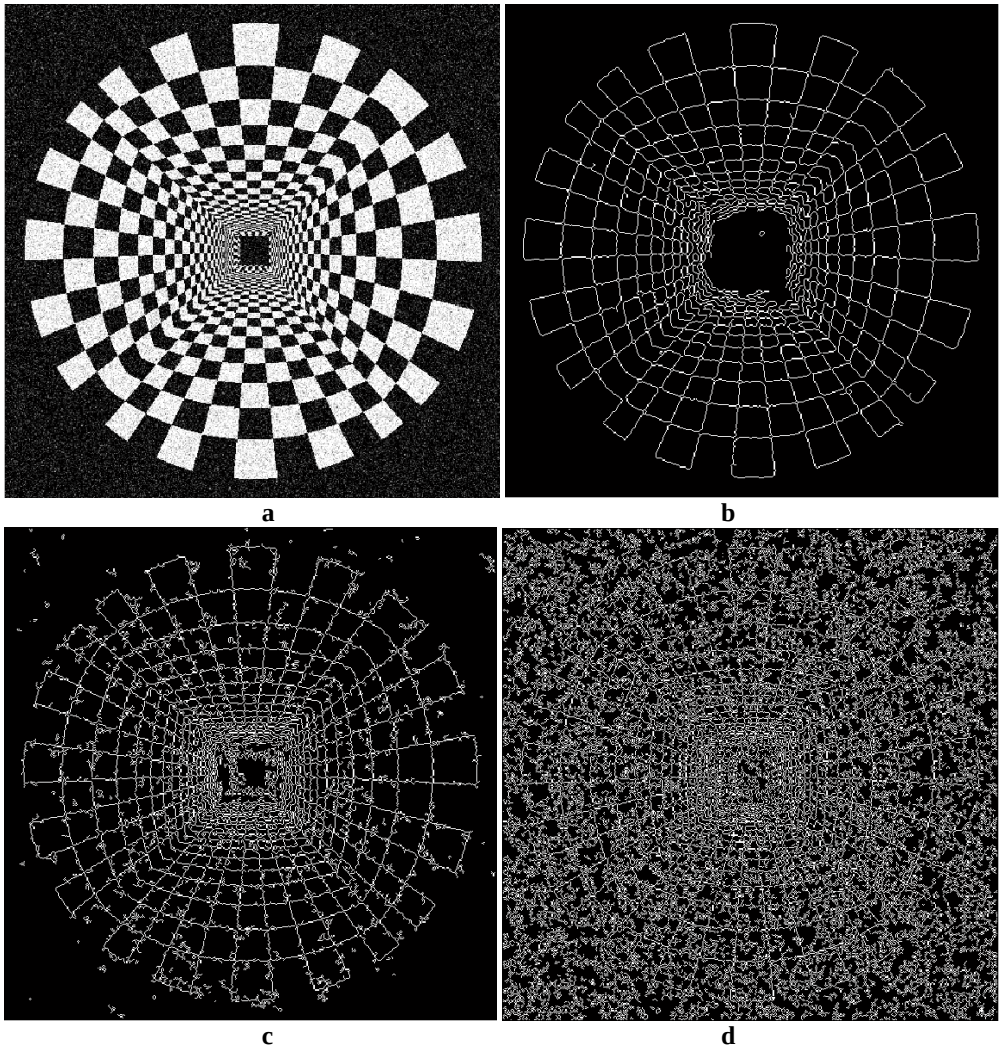
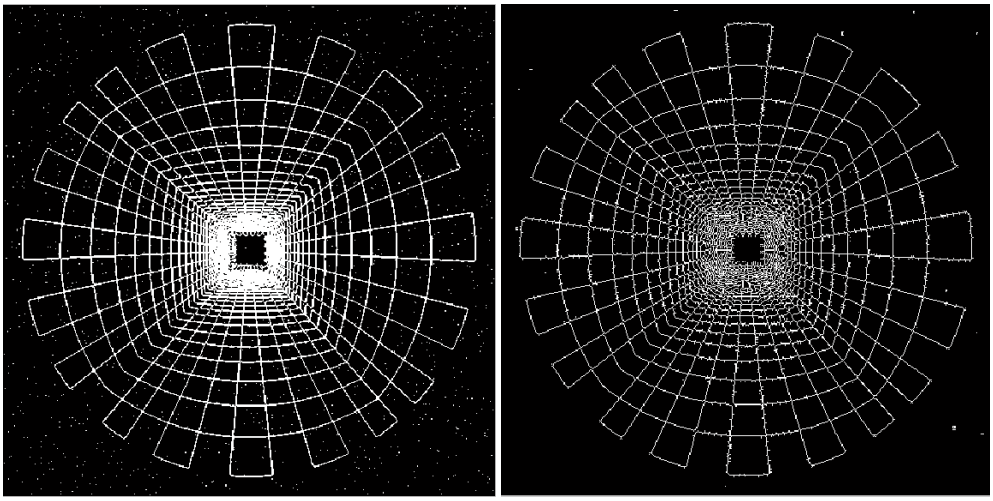


Figure IV.13. Exemple de détection par la méthode proposée sur une image omnidirectionnelle réelle





e f

Figure IV.14. Résultats de détection sur une image bruitée par bruit gaussien de moyenne nulle et écart type 0.2: a. image originale, b. Canny(σ=1), c. Canny(σ=0.5), d. Canny(σ=0.15), e. détection par [Sin 08], f. détection par la méthode proposée (fenêtre = 5x5).

6. Discussion

Les paramètres de la méthode proposée (taille de la fenêtre, nombre de quantification et seuil) varient d'une image à l'autre.

Le problème du seuillage est un problème fié à toutes les méthodes, car si le seuil choisit est trop faible l'image contient un grand nombre de faux contours (contours non désirés) et si le seuil choisit est trop fort certains contours présents dans l'image ne sont pas détectés. Plus le seuil est élevé, plus le risque de ne pas détecter des contours est important. Généralement, une valeur optimale du seuil adaptable à toutes les situations est difficile à calculer.

Les seuils d'hystérésis bas et haut du détecteur de canny sont respectivement 0.3 et 0.7.

Dans les tests du paramètre P1 lorsque le A diminue, la taille de la fenêtre utilisée pour notre détecteur augmente afin d'avoir une statistique correcte.

La nature statistique de la mesure d'entropie nous force à quantifier les valeurs de l'image avant de commencer le processus de détection.

Nous remarquons que, pour tous les détecteurs présentés, les valeurs des paramètres P1 et P2 diminuent proportionnellement avec la diminution de la différence d'amplitude A (Graphe IV.1 et IV.2) car le bruit devient plus significatif par rapport à A.

La méthode proposée est plus robuste par rapport aux bruits (P1), car elle évite la dérivation qui amplifie les hautes fréquences et cause la sensibilité au bruit. Pour Canny, les résultats obtenus pour sigma égale à 1 et 1,5 sont meilleurs que ceux pour sigma égale à 0,5 car l'augmentation de sigma implique le filtrage des hautes fréquences.
Pour le paramètre P2 les résultats des différents détecteurs sont proches, excepté celui de canny avec sigma égale à 0.5 (Graphe 1 et 2).

Dans la figure IV.9 le résultat de détection utilisant un voisinage adapté est acceptable, mais le temps de traitements rend cette méthode impraticable.
Dans les figures IV.10, IV.11 et IV.12 le meilleur résultat obtenu par Canny pour les zones à faible résolution est celui de σ égale à 0.15 car pour détecter des contours fins il faut utiliser un petit σ. Puisque notre détecteur se base sur l'entropie, la déformation de la forme géométrique influence peu le résultat car la statistique ne s'intéresse pas à la position des pixels.
Dans la figure IV.13, le problème rencontré par Canny est que si un grand sigma est utilisé, tous les contours proches du centre ne sont pas détectés (Fig IV.13.b) et si on utilise un petit sigma les fausses détections causées par le bruit sont nombreuses (Fig 13.c) et (Fig 13.d).

Globalement la méthode proposée se comporte mieux pour les images omnidirectionnelles. Ceci est dû au fait que ce type d'images comporte des déformations géométriques qui sont plus accentuées près du centre, ce qui rend les contours beaucoup plus proches les uns des autres. Dans ce cas, deux étapes de la détections de Canny peuvent chacune d'elles introduire une erreur de détection de contour [Gue 11 b]. La première, est l'étape de lissage, car au cas où les contours sont très proches ils peuvent ne pas être détectés. La deuxième étape qui peut causer une erreur de détection est l'étape de la suppression des non maxima qui détermine la direction du contour et par conséquent elle peut négliger des contours qui sont très proches, (figures IV.10, IV.11, IV.12 et IV.13).

7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé une méthode de détection de contour, basée sur l'entropie, pour pallier aux problèmes rencontrés par les détecteurs classiques. Nous l'avons comparée avec trois variantes du détecteur de Canny et celui de [Sin 08] en utilisant les paramètres P1 et P2 de Fram et Deutsh. Les résultats de détection obtenus montrent que la méthode proposée est

meilleure par rapport aux autres méthodes, notamment pour le paramètre P1. La méthode proposée surmonte le problème de sensibilité aux bruits causée par la dérivation.

Nous avons aussi abordé le problème de fausses détections dans les images omnidirectionnelles. La méthode proposée, qui est invariante à la résolution, traite ces images sans passer par les transformations nécessaires dues aux projections sur les espaces équivalents (cylindre, sphère).

Le voisinage utilisé pour parcourir l'image est un voisinage de taille fixe qui n'est pas adapté aux paramètres du capteur. Nous avons pu contourner les problèmes rencontrés par les détecteurs à base de dérivation dans les images omnidirectionnelles. Dans ces images, nous avons remarqué que pour les zones à faible résolution, notre méthode se comporte mieux par rapport à celle de Canny à cause du lissage et / ou de la suppression des non maxima.
Généralement il n'existe pas de détecteur de contours universel valable pour toutes les situations, car chaque image est différenciée par sa nature. Le choix de détecteur est influencé par les exigences et besoins des traitements de haut niveau.

Chapitre V. Détection de points d'intérêt : application aux images perspectives et omnidirectionnelles

Sommaire

1. Introduction 61
2. Détection des points d'intérêt 61
   2.1. Définitions d'un point d'intérêt 61
   2.2. Utilité de la détection d'un point d'intérêt 61
   2.3. Critères de bonne détection 62
3. Quelques détecteurs de points d'intérêt 64
   3.1. Détecteur de Moravec (1980) 65
   3.2. Détecteur de Harris (1988) 67
      3.2.1. Principe du détecteur 67
      3.2.2. Evaluation du détecteur 69
   3.3. Améliorations du détecteur de Harris 70
   3.4. Détecteur SUSAN (1997) 70
   3.5. Détecteur Trajkovic & Hedley ou Fast corner detection (1998) 73
   3.6. Détecteur FAST : Features from Accelerated Segment Test (2006) 73
4. Propositions de détection de points d'intérêt 74
   4.1. Détecteur basé sur l'information mutuelle (MI) 74
      4.1.1. Présentation de la méthode 74
      4.1.2. Résultats et discussion 77
   4.2. Détecteur basé sur l'entropie (H) 80
5. Conclusion 82

1. Introduction

Un point d'intérêt est un point caractéristique de l'image, qui porte avec son voisinage une information riche, exploitable par les applications de plus haut niveau.

Souvent confondu avec un coin, un point d'intérêt peut aussi être un point de jonction, un blob, un T voire un point de contour [Par 09].

Les premières questions qui se posent, et qui sont légitimes : Qu'est ce qu'un point d'intérêt ? Quelle est son utilité ? Comment le détecter ?

Dans ce chapitre des réponses détaillées sur ces questions sont présentées. Nous présentons ensuite un état de l'art détaillé sur les détecteurs les plus répandus. Puis nous proposons des détecteurs de points d'intérêt basés sur des outils statistiques, à savoir les mesures de l'entropie et l'information mutuelle. Enfin nous terminons ce chapitre par une conclusion.

2. Détection des points d'intérêt

2.1. Définitions d'un point d'intérêt

Dans la littérature, plusieurs définitions de points d'intérêt ont été présentées, chacune adaptée à une situation précise. Moravec définit un point d'intérêt comme étant un point où la valeur moyenne de l'intensité du voisinage varie considérablement dans les quatre directions : horizontale, verticale et diagonales [Mor 80]. Dans [Tri 08], l'auteur opte pour le fait qu'un point d'intérêt est un point qui se distingue de son voisinage et qui est riche en terme d'information. Cette définition est juste, cependant elle reste vague et liée aux détecteurs. [Par 09] stipule qu'un point d'intérêt est associé à une discontinuité des niveaux de gris (voire des couleurs), de la texture, de la géométrie, etc. Cette définition est plus générale en terme de type de points d'intérêt détectables dans une image, et plus précise en considérant les éléments intrinsèques de l'image. [Par 09] considère qu'à chaque application ses points d'intérêt.

En ce qui nous concerne, nous considérons un point d'intérêt comme étant un point de transition statistique locale dans au moins deux directions [Gue 11a]. Cette définition sera justifiée plus loin dans ce chapitre.

2.2. Utilité de la détection d'un point d'intérêt

En vision par ordinateur, traiter l'image en travaillant directement sur les pixels est déconseillé pour plusieurs raisons. D'abord en terme de qualité de résultats, car ils seront

vulnérables à n'importe quel bruit si petit qu'il soit, puis en terme de temps de traitement, chose qui rend les résultats inexploitables. Par conséquent le fait de résumer l'information contenue dans l'image devient une nécessité. Plusieurs outils caractéristiques sont proposés : points d'intérêt, contours, régions etc. Ces informations seront efficaces pour plusieurs types d'applications comme le recalage d'images [Ino 11], la mise en correspondance [Gue 11d], le suivi d'objet [Par 09], l'indexation, reconnaissance d'objet ou robotique mobile [Moz 08]. Ceci étant, l'approche se basant sur les points d'intérêt est plus fiable car elle est plus robuste aux bruits et invariante aux transformations usuelles (rotation, changement de vue,…) [Bou 08]. Elle est aussi la plus rentable en terme de temps d'exécution [Mik 06] [Sch 96] [Tri 08].

2.3. Critères de bonne détection

Devant la difficulté de tirer objectivement des conclusions sur les résultats de détection des points d'intérêt, plusieurs critères d'évaluation ont été proposés. Les critères les plus utilisés sont celui de la répétabilité introduit par Schmid [Sch 96] et de la localisation [Gou 00]. D'autres critères d'évaluation sont donnés dans [Tuy 08].

La mesure de répétabilité indique la probabilité de reconnaitre le même point d'intérêt dans des situations où l'image subit une des transformations ou déformations usuelles comme :

- **Rotation** (Figure V.1) :

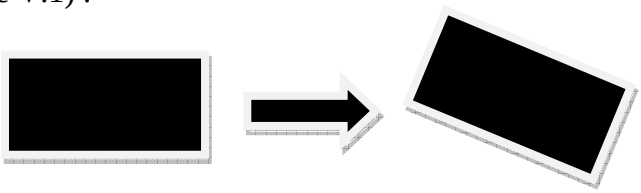


Figure V.1 : Rotation de l'image

- **Changement de vue** (Figure V.2)**:** lors du changement de la vue, il se peut que le voisinage du point en question change et par conséquent le comportement du détecteur n'est plus le même. Dans ce cas il faut faire attention au phénomène d'occlusion.

Figure V.2 : Changement du point de vue d'une image
Source: Tinne Tuytelaars, Local Invariant Features: What? Why? When? How? ECCV2006.

- **Transformation photométrique** (Figure V.3) **:**

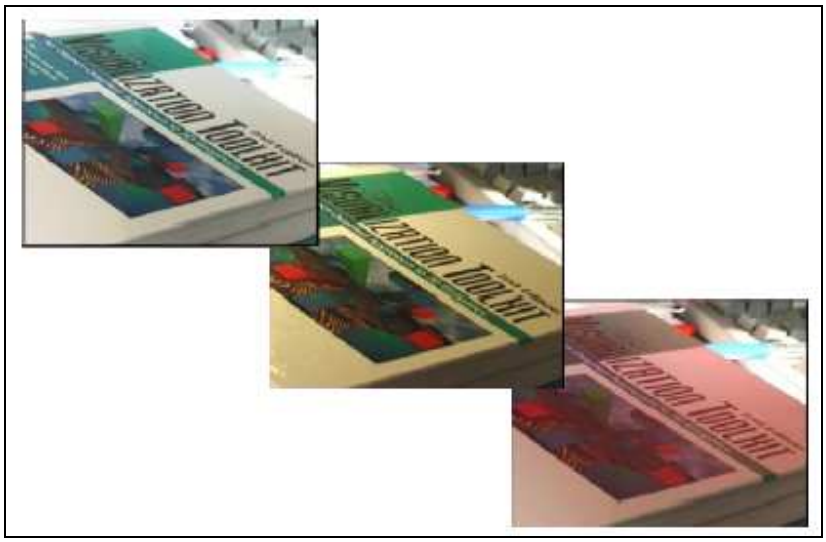


Figure V.3: Changement de caractéristiques photométriques de l'image
Source: Tinne Tuytelaars, Local Invariant Features: What? Why? When? How? ECCV2006.

- **Changement d'échelle** (Figure V.4): à ne pas confondre avec le zoom où la taille de l'image reste la même. Le changement d'échelle se produit lors du déplacement du capteur ou du changement de ses caractéristiques intrinsèques.

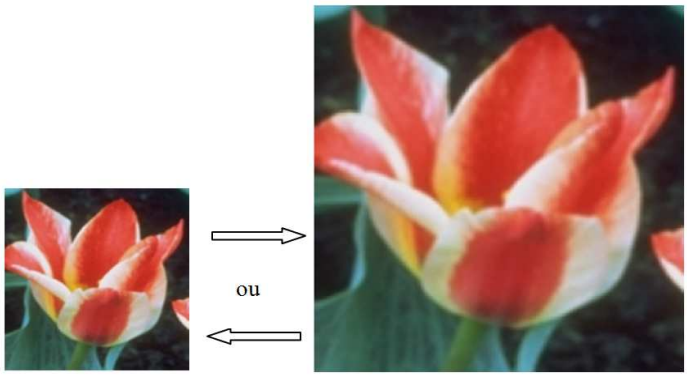


Figure V.4 : Changement d'échelles dans les deux directions
source: http://dept-info.labri.fr/~vialard/Traitement/cours/cours3.pdf

La mesure de répétabilité communément utilisée est celle proposée dans [Mik 01][Mik 02] [Tri 08]. Sa formule est la suivante :

$$taux \quad de \quad répétabilité = \frac{nombre \quad de \quad correspondances}{nombre \quad de \quad correspondances \quad possibles}$$

La mesure indiquée par la répétabilité n'a de signification que lorsqu'elle est liée à une transformation, déformation ou effet indésirable. Elle permet de reconnaitre le degré d'invariance du détecteur à ces transformations et sa robustesse aux déformations et effets indésirables. Par exemple, lorsque le détecteur présente une bonne répétabilité en présence du bruit, nous disons qu'il est robuste aux bruits.

La mesure de localisation indique la moyenne de proximité des points détectés sur l'image de leurs éventuelles positions sur la scène. Le but est de vérifier que les points détectés ont une réalité physique dans la scène. Plus la localisation est petite, plus la détection serait précise [Gou 00].

Généralement, il est difficile de trouver dans la littérature un détecteur qui possède à la fois de bonnes valeurs de localisation et répétabilité. Souvent, nous sommes amenés à choisir, selon la situation, un critère au détriment de l'autre [Der 93] [Fid 98].

3. Quelques détecteurs de points d'intérêt

Nous pouvons scinder la majorité des détecteurs de points d'intérêt en deux grandes familles. La première est celle des détecteurs qui se basent sur le changement d'apparence [Mor 80] [Smi 97] [Tra 98] [Ros 06], quant à la deuxième est celle des détecteurs se basant sur des fondements mathématiques [Har 88] [Shi 94], [Lin 98b], [Mik 04]. L'idée de base de la première famille est plutôt intuitive puis traduite par des équations mathématiques, alors que les détecteurs de la deuxième famille ont été basés sur des fondements mathématiques, notamment sur la notion de dérivation.

Cependant, comme dans le cas des contours (cf chapitre contour), les opérateurs basés sur la dérivation sont sensibles aux bruits. Ici encore les performances baissent pour les images omnidirectionnelles.

Dans [Lou 10] les auteurs ont adapté les SIFT (Scale Invariant Feature Transform) aux images comprenant des distorsions radiales. La méthode proposée a amélioré les résultats en termes de répétabilité et d'efficacité d'appariement en présence des distorsions.

Dans [Oyo 10] l'auteur a adapté le détecteur FAST de Rosten [Ros 06] aux images omnidirectionnelles projetées sur la sphère puis comparé le détecteur proposé au détecteur FAST d'origine. Les résultats ont été améliorés.

Dans les paragraphes suivants, nous présentons les détecteurs les plus répandus dans la littérature dans un ordre chronologique. Cet ordre est dû au fait qu'un détecteur de la

deuxième famille peut en considérer un de la première comme point de départ et vise versa. L'exemple le plus concret que nous allons voir dans la suite est celui du détecteur de Harris avec Moravec.

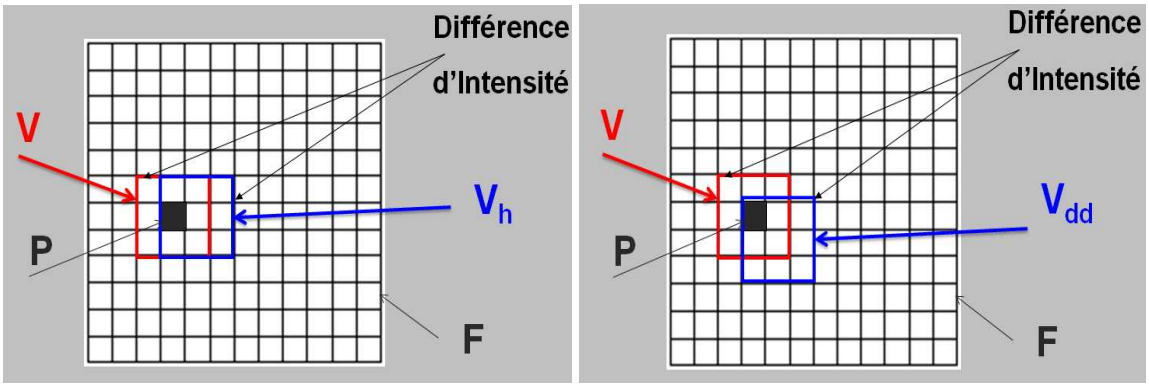
3.1. Détecteur de Moravec (1980)

Nous ne pouvons pas parler des détecteurs de points d'intérêt sans citer le détecteur de Moravec, souvent considéré comme à l'origine de cette discipline. Même s'il n'est pas de la popularité du détecteur de Harris, SUSAN ou autres, le détecteur de Moravec reste la référence et le point de départ de l'approche de détection de points d'intérêt.

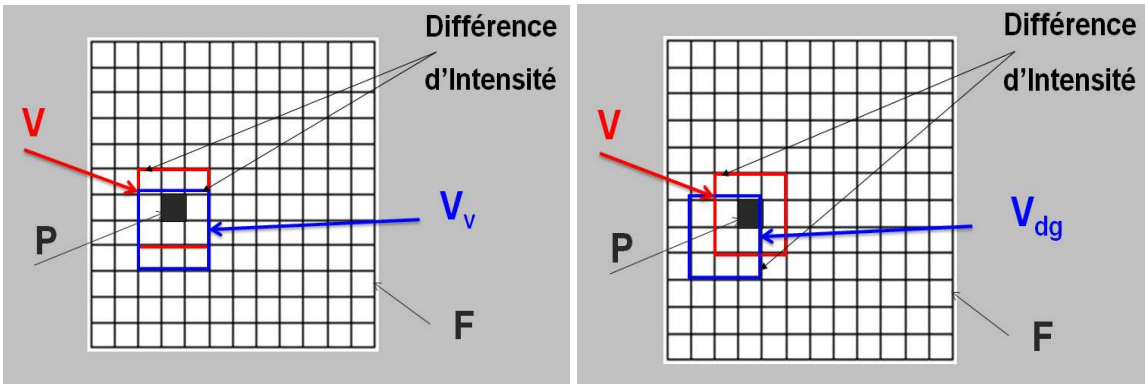
Dans sa thèse, Moravec présente une idée inouïe concernant les caractéristiques locales de l'image à savoir les points d'intérêt. Il considère qu'un point d'intérêt de l'image est un point où la valeur moyenne de l'intensité de son voisinage varie considérablement dans les quatre directions : horizontale, verticale, et diagonales [Mor 80] (figure x.5). Ci-dessous la méthode de Moravec détaillée :

- **Etape 1 :** Déterminer une fenêtre F de taille 12x12 pour parcourir l'image I. Toutes les étapes de détection suivantes s'effectuent dans cette fenêtre glissante.

- **Etape 2 :** Pour chaque point P de la fenêtre F, déterminer un voisinage V centré en P de taille 3x3 et quatre autres voisinages V_h, V_v, V_{dd} et V_{dg} ,de même taille, qui représentent respectivement le décalage de V dans quatre directions : Horizontale (0°), verticale (90°) et diagonales (45° et 135°) (Figure x.5).



a. Décalage horizontal de V (0°) **b. Décalage diagonal de V (45°)**



c. Décalage vertical de V (90°) **d. Décalage diagonal de V (135°)**

Figure V.5 : Calcul dans la fenêtre F de la différence d'intensité entre le voisinage V du point P et les voisinages décalés respectivement dans les quatre directions.

- **Etape 3 :** Calculer via la fonction E (équation x.1) le changement moyen d'intensité respectif entre V et les quatre voisinages cités ci-dessus (Figure V.5).

$$E(x,y) = \sum_{u,v} w(u,v)\left|I(x+u,y+v) - I(u,v)\right|^2 \qquad (1)$$

Telles que :

- (u,v) représente les coordonnées absolues des pixels dans l'image.
- w est la fonction qui représente le masque pour limiter les calculs sur le voisinage V. Elle vaut 1 si (u,v) ϵ V et 0 sinon.
- (x,y) représente la direction de la translation. Ses valeurs possibles sont :
  - (1,0) : translation horizontale selon l'axe X. (0°)
  - (1,1) : translation diagonale selon les axes X et Y. (45°)
  - (0,1) : translation verticale selon l'axe Y. (90°)
  - (-1,1) : translation diagonale selon les axes X (dans le sens inverse) et Y. (135°)
- I est la fonction qui représente l'intensité des pixels de l'image.

Après le calcul de E nous sommes devant l'une des trois situations suivantes (Figure V.6):

1. La fonction E prend de faibles valeurs dans toutes les directions (x,y) : c'est le cas d'une zone homogène.
2. La fonction E varie considérablement selon l'un des axes X,Y sans l'autre. C'est le cas d'un contour horizontal (cas 2 dans la figure V.6) ou vertical.
3. La fonction E varie fortement dans les quatre directions considérées. Dans ce cas, Moravec déclare le pixel en question comme point d'intérêt candidat et garde la plus petite valeur de E.

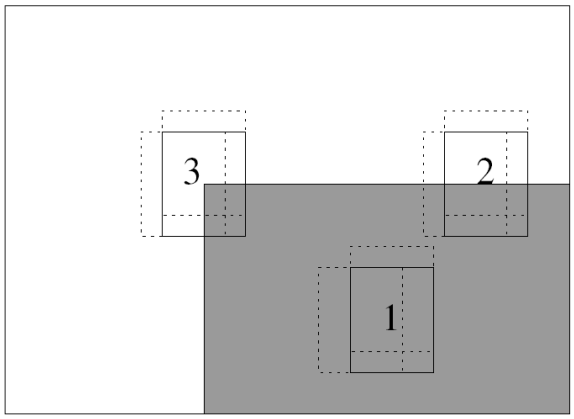


Figure V.6 : Situations possibles lors du calcul de la fonction E dans les quatre directions

- **Etape 4 :** Après le parcours de la fenêtre F (voir étape 1), plusieurs points peuvent être déclarés points d'intérêt candidat (Figure V.7). Dans cette étape Moravec prend la valeur minimale de E notée dans l'étape 3 de chaque candidat, et garde la plus grande valeur minimale. Le point en question est déclaré définitivement point d'intérêt (Figure V.7).

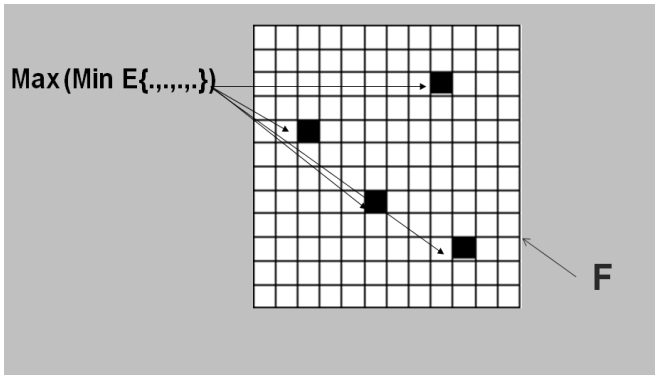


Figure V.7 : Choix par Moravec de la plus grande valeur minimale de E dans F

Cependant le détecteur de Moravec souffre de quelques faiblesses citées dans le paragraphe suivant.

3.2. Détecteur de Harris (1988)

3.2.1. Principe du détecteur

Harris et Stephens avaient analysé minutieusement le détecteur de Moravec, critiqué d'une manière analytique puis présenté des solutions aux limites rencontrés. Le résultat est le détecteur le plus populaire dans la bibliographie [Har 88] malgré ses faiblesses citées plus loin dans ce chapitre. Les reproches faites à l'encontre du détecteur de Moravec et les solutions proposées sont les suivantes [web V.1] :

- **Réponse anisotropique** : c'est-à-dire que le détecteur n'a pas le même comportement dans toutes les directions. Ceci est dû au fait que Moravec décale les voisinages dans des directions multiples de 45°.

  Solution :

  Développement de Taylor de la fonction d'intensité au voisinage du pixel (u,v) :

$$I(x+u, y+v) = I(u,v) + x\frac{\delta I}{\delta x} + y\frac{\delta I}{\delta y} + o(x^2 + y^2) \quad (2)$$

  Et par suite la nouvelle formule de la fonction E est :

$$E(x,y) = \sum_{u,v} w(u,v)\left[x\frac{\delta I}{\delta x} + y\frac{\delta I}{\delta y} + o(x^2 + y^2)\right]^2 \quad (3)$$

  En négligent le terme o(x^2,y^2) l'expression de E devient

$$E(x,y) = Ax^2 + 2Cxy + By^2 \quad (4)$$

  Telles que

  - $A = \frac{\delta I}{\delta x}^2 \otimes w$
  - $B = \frac{\delta I}{\delta y}^2 \otimes w$
  - $C = (\frac{\delta I}{\delta x}\frac{\delta I}{\delta y}) \otimes w$

  Par conséquent le couple (x,y) peut prendre plusieurs valeurs, ce qui rend le détecteur de Harris moins anisotropique que Moravec [web V.1].

- **Réponse bruitée :** Du fait que la fenêtre utilisée par Moravec soit carrée et binaire, l'estimation de la variation d'intensité est bruitée. Harris et Stephens voulaient la remplacer par une fenêtre circulaire qui ne soit pas binaire pour donner plus de poids informatif aux pixels proches du centre.

  Solution :

  Utilisation d'un filtre gaussien qui répond aux deux remarques faites :

$$w(u,v) = \exp-(u^2 + v^2)/2\sigma^2 \quad (5)$$

- **Réponse trop forte aux contours :** Ceci est dû au fait que seul le minimum de E (equation 1) est pris en considération (Figure V.7).

Harris – Stephens proposent la forme matricielle suivante qui décrit la surface de l'image à un point donné :

$$E(x,y) = (x,y)\cdot M \cdot (x,y)^t \quad (6)$$

Telle que : $M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix}$ (7)

Les valeurs propres de M sont proportionnelles à la courbure de la surface :

- Si les deux valeurs propres ont de faibles valeurs, alors la surface en question représente une zone homogène.
- Si l'une des valeurs propres sans l'autre possède une grande valeur, alors la surface contient un contour.
- Si les deux valeurs propres possèdent de grandes valeurs, alors la surface contient un coin.

Le calcul des valeurs propres est coûteux, cependant un calcul équivalent est effectué sur la mesure R proposée par Harris-Stephens :

$$\boldsymbol{R = Det(M) - k\,(Trace(M))^2} \quad (8)$$

Telles que : Det(M) = AB – C^2 et Trace(M) = A+B

Sachant que si λ_1 et λ_2 sont les valeurs propres de M et puisque

$$Det(M) = \lambda_1.\lambda_2 \text{ et } Trace(M) = \lambda_1 + \lambda_2$$

alors le raisonnement ci-haut équivaut à :

- Si R possède une petite valeur, alors la surface en question représente une zone homogène.
- Si R < 0 alors la surface contient un contour.
- Si R > 0 alors la surface contient un coin.

3.2.2. Evaluation du détecteur

Le détecteur de Harris-Stephens possède une bonne répétabilité et une invariance à la rotation (discutée par [web V.1]) cependant il souffre de quelques limites [web V.1] :

- Sensibilité au bruit à cause de la dérivation.
- Coût élevé en temps de calcul à cause de la convolution avec une gaussienne.
- Sensibilité au changement d'échelle.
- Sensibilité aux transformations affines

Par ailleurs, la valeur de k utilisée par Harris-Stephens est empirique, elle n'a pas été prouvée analytiquement.

3.3. Améliorations du détecteur de Harris

Plusieurs auteurs se sont penchés sur le détecteur de Harris afin d'apporter des réponses aux limites citées.

Shi et Tomasi [Shi 94] ont proposé un détecteur invariant aux transformations affines en calculant directement le minimum des valeurs propres utilisées par Harris.

Dans [Lin 98] Lindeberg a proposé un détecteur invariant aux changements d'échelle en se basant sur la convolution avec un noyau gaussien et en utilisant la matrice hessienne.

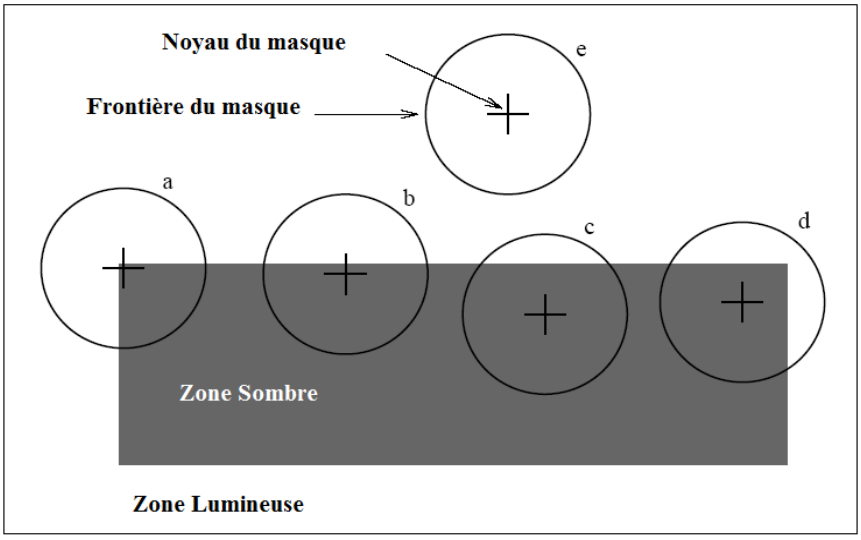
Dans [Mik 04] les auteurs ont affiné la méthode de Lindeberg en proposant un détecteur invariant aux changements d'échelle et aux transformations affines. Le détecteur proposé possède une meilleure répétabilité.

3.4. Détecteur SUSAN (1997)

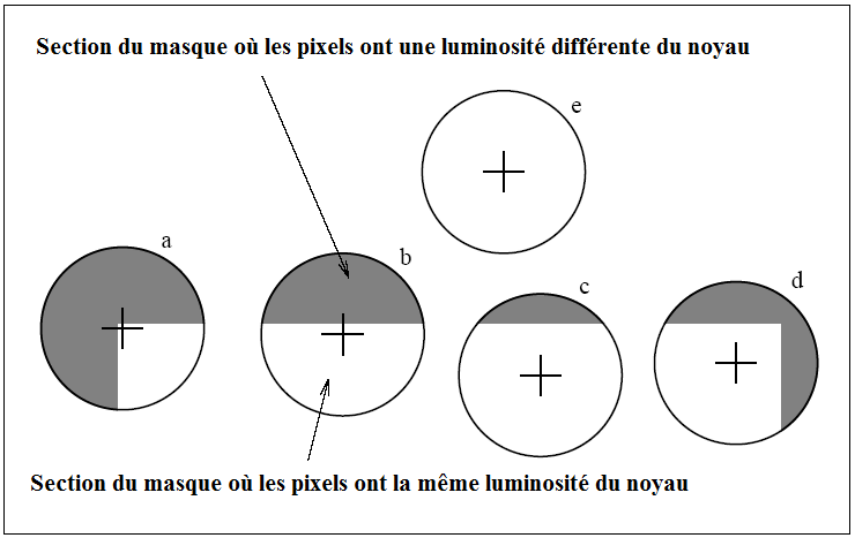
Etabli par Smith-Brady, SUSAN (Smallest Univalue Segment Assimilating Nucleus) n'est pas qu'un détecteur de coins, il est aussi un détecteur de contour [Smi 97]. Comme son nom l'indique SUSAN cherche de petites zones USAN, zones qui contiennent des éléments semblables au pixel en cours de traitement. L'algorithme appliqué peut être réparti en quatre étapes.

Etape 1 : Zone USAN

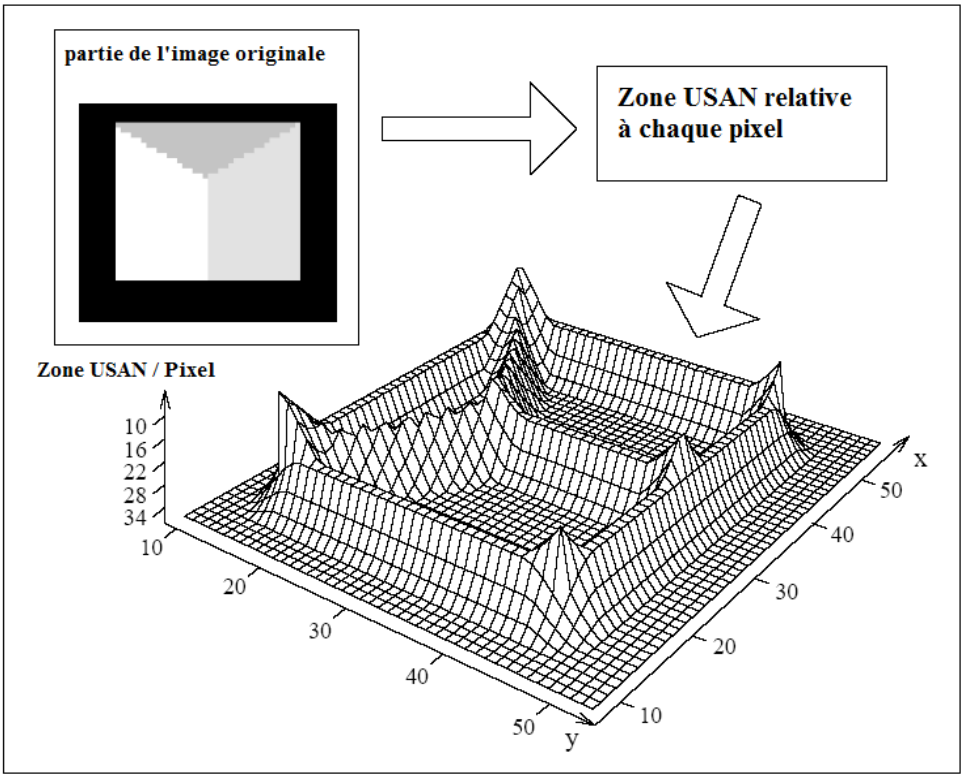
La première étape de détection est la détermination de la zone USAN (Univalue Segment Assimilating Nucleus) zone qui se situe à l'intérieure du masque circulaire et dans laquelle nous cherchons les pixels qui ont un niveau de gris (NdG) proche de celui du noyau du masque (pixel en cours de traitement) (Figure V.8.a). Plusieurs situations se présentent (Figure V.8.b).



a. Quatre masques circulaires à différents endroits sur une image simple. Source : [Smi 97].



b. Quatre masques circulaires avec coloration de la zone de similarité. Les zones USAN sont représentées par les parties blanches des masques. Source : [Smi 97].



c. Représentation tridimensionnelle de la zone USAN. Source : [Smi 97].

Figure V.8 : Différentes étapes du détecteur SUSAN

La zone USAN de chaque pixel est exprimée par le nombre de pixels qui lui sont semblables à une erreur t près (équation 9). Comme nous pouvons voir dans la figure V.8.b la zone USAN contient un coin lorsqu'elle a relativement une petite valeur par rapport à la taille du

masque, elle est maximale dans une région homogène de l'image et contient un point de contour si elle est supérieure à la moitié de la taille du masque [Smi 97]. La figure V.8.c montre que les minima locaux atteints par la zone USAN représentent des coins dans l'image. L'équation équation 9 montre le calcul de la zone USAN.

$$n(\vec{r_0}) = \sum_{\vec{r}} c(\vec{r}, \vec{r_0}) \tag{V.9}$$

Telle que

$$c(\vec{r}, \vec{r_0}) = \begin{cases} 1 & si \ \left| I(\vec{r}) - I(\vec{r_0}) \right| \leq t \\ 0 & si \ \left| I(\vec{r}) - I(\vec{r_0}) \right| \succ t \end{cases} \tag{V.10}$$

Avec :

- I est la fonction d'intensité
- t est la marge de similarité entre r et r_0
- $r_0 = (x_0,y_0)$ position du noyau et r = (x,y) position du pixel comparé au noyau à l'intérieur du masque.

Pour améliorer les résultats, une version lissée de l'équation x.10 est utilisée soit :

$$c(\vec{r}, \vec{r_0}) = e^{-\left(\frac{I(\vec{r}) - I(\vec{r_0})}{t}\right)^6} \tag{V.11}$$

Dans cette équation la valeur de la puissance de l'exponentielle est empirique.

Etape 2 : Réponse R

Par construction, la réponse R du détecteur SUSAN est inversement proportionnelle à la taille de la zone USAN (eq x.12).

$$R(\vec{r_0}) = \begin{cases} g - n(\vec{r_0}) & \text{si} \quad n(\vec{r_0}) \prec g \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \tag{V.12}$$

Où g est le seuil géométrique, il vaut n_{max} / 2 sachant que n_{max} est la valeur maximale que peut prendre n (équation 9).

Pour une valeur plus grande de g, le détecteur devient un détecteur de contours.

Etape 3 : Suppression des faux coins

Ce sont des points où la valeur de R est positive, mais qui ne sont pas réellement de vrais coins. Pour les éliminer, les auteurs calculent le barycentre de la zone USAN et ne retiennent que les points où le barycentre est éloigné du noyau.

Etape 4 : Suppression des non-maxima locaux

Seuls les points qui représentent des maxima locaux sont retenus définitivement autant que coins. Du fait qu'il ne fait pas recours à la dérivation, le détecteur SUSAN présente le grand avantage d'être robuste aux bruits.

3.5. Détecteur Trajkovic & Hedley ou Fast corner detection (1998)

Trajkovic et Hedley [Tra 98] utilisent une idée similaire au détecteur SUSAN en se basant sur la luminance au voisinage des pixels [Ros 06]. La différence avec SUSAN est que le traitement atteint uniquement les points sur le cercle et pas tout le disque (ou masque). Son principe est le suivant : pour chaque pixel C, on parcourt le demi-cercle de Bresenham supérieur et pour chaque point P de ce dernier nous déterminons P' le symétrique du P par rapport à C (Figure V.9) puis nous calculons la réponse suivante :

$$C = \min_{P} (f_P - f_C)^2 + (f_{P'} - f_C)^2 \qquad \text{(V.13)}$$

Où f_i est l'intensité du pixel i.

Si la quantité C est grande, alors le pixel à analyser est déclaré comme coin.

Ce détecteur possède une réponse isotrope [Ros 06]. Une technique d'interpolation circulaire et une analyse «coarse to fine » rendent cet algorithme plus rapide que ses prédécesseurs malgré une robustesse sensiblement moins bonne [Tri 08].

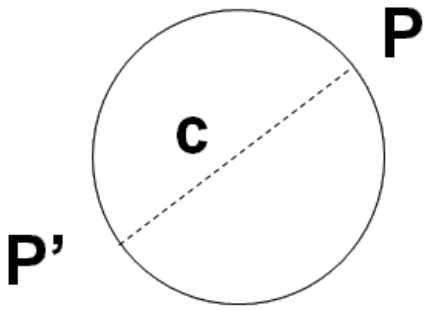


Figure V.9 : Calcul de la réponse du détecteur au point C sur le cercle de Bresenham voisin

3.6. Détecteur FAST : Features from Accelerated Segment Test (2006)

Là encore, les auteurs se basent sur la luminance au voisinage des pixels. Le voisinage de chaque pixel est le cercle de Bresenham. Les auteurs choisissent un voisinage de 16 pixels soit un cercle de rayon r = 3 px (figure V.10). Si sur le cercle existe n pixels contigus tous

supérieurs à I_c + t (ou inférieurs à I_c - t) alors le noyau C est déclaré comme coin, tel que t représente le seuil. La valeur considérée de n est 12 (figure x.11).

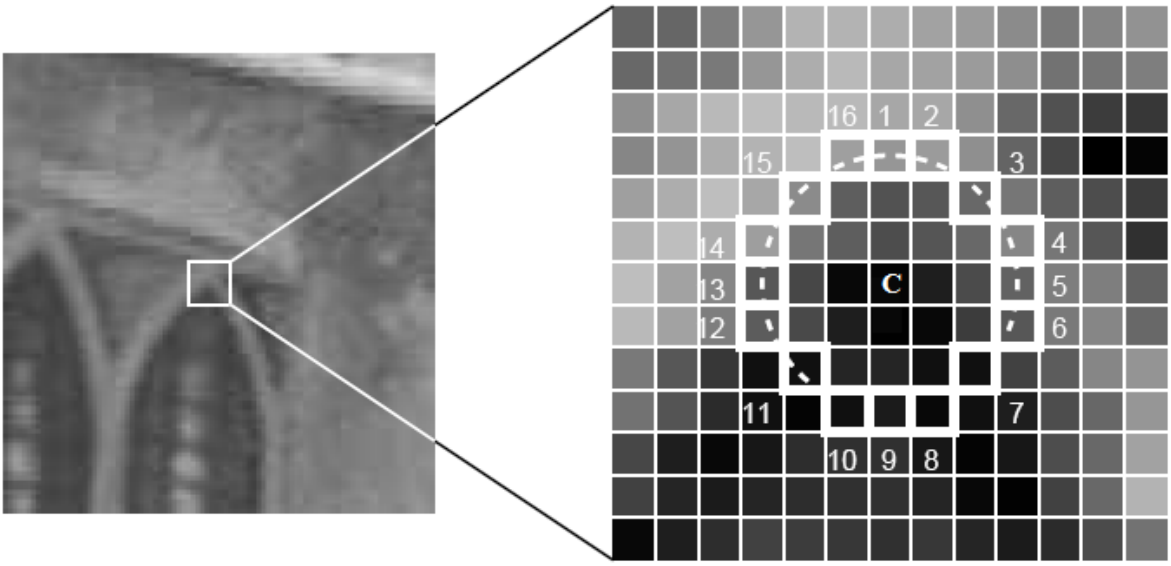


Figure. V.10 : Considération du voisinage de Bresenham du point C de 16 pixels (r = 3 px)

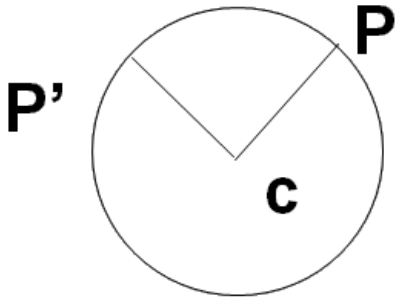


Figure.V.11 : Comparaison de n pixels contigus au centre (ici n=12)

Le détecteur proposé est rapide et possède une répétabilité meilleure que SUSAN, Harris et autres [Ros 06].

Les auteurs ont prouvé empiriquement que la meilleure valeur de n est 9 et pas 12. Les valeurs t, n et r sont aussi empiriques.

4. Propositions de détection de points d'intérêt

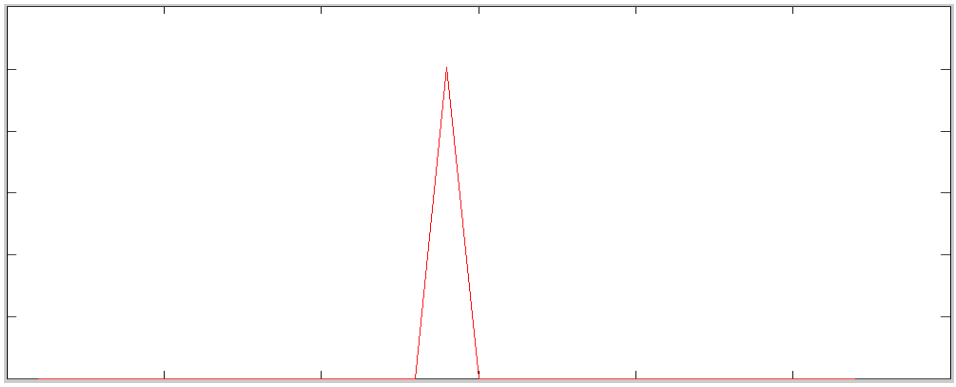
4.1. Détecteur basé sur l'information mutuelle (MI)

4.1.1. Présentation de la méthode

L'idée du détecteur est inspirée du détecteur de Moravec et se base sur la mesure de l'information mutuelle (MI) qui est une mesure de similarité universelle (cf chapitre mise en

correspondance) et qui peut détecter la transition séparant deux textures pour lesquelles les caractéristiques statistiques locales varient légèrement (Figure V.12).

a. Image de test



b. Valeurs de l'information mutuelle calculées entre la fenêtre qui parcourt l'image de test et la fenêtre voisine droite.

Figure V.12 : Détection de la transition statistique sur l'image par l'IM

La méthode proposée est divisée en trois étapes:

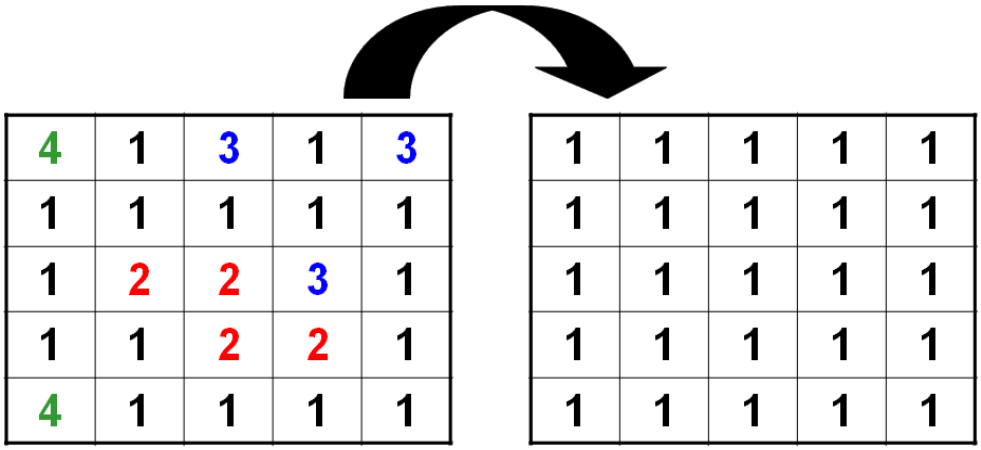
Etape 1 : quantification des valeurs de l'image

Avant de commencer notre traitement nous procédons à quantifier les valeurs de l'image en NI valeurs. La quantification est une étape cruciale car elle nous permet d'homogénéiser les zones de l'image où les valeurs sont proches l'une de l'autre, faute de quoi le détecteur sera sensible aux petits changements d'intensité. Ceci est dû aux outils statistiques que nous utilisons qui s'intéressent à la distribution des pixels dans l'image et non à leurs valeurs relatives. Dans l'exemple de la figure V.13.a, nous remarquons que le calcul de l'entropie ne change pas lorsqu'on change la valeur des pixels possédant des valeurs proches de leurs voisins par une valeur très grande. Dans la figure V.13.b la valeur nulle de l'entropie de la fenêtre droite montre que c'est une zone homogène, résultat que nous ne pouvons déduire sans la phase de l'homogénéisation.

4	1	3	1	3
1	1	1	1	1
1	2	2	3	1
1	1	2	2	1
4	1	1	1	1

85	1	190	1	190
1	1	1	1	1
1	230	230	190	1
1	1	230	230	1
85	1	1	1	1

a. Egalité de l'entropie des deux matrices (H = 1.4937)



b. L'entropie de la matrice devient nulle après la quantification (exemple de NI=32).

Figure V.13 : Intérêt de la quantification pour le calcul de l'entropie

La méthode de quantification utilisée est une extension dichotomique de la méthode adoptée par [Sin 08].

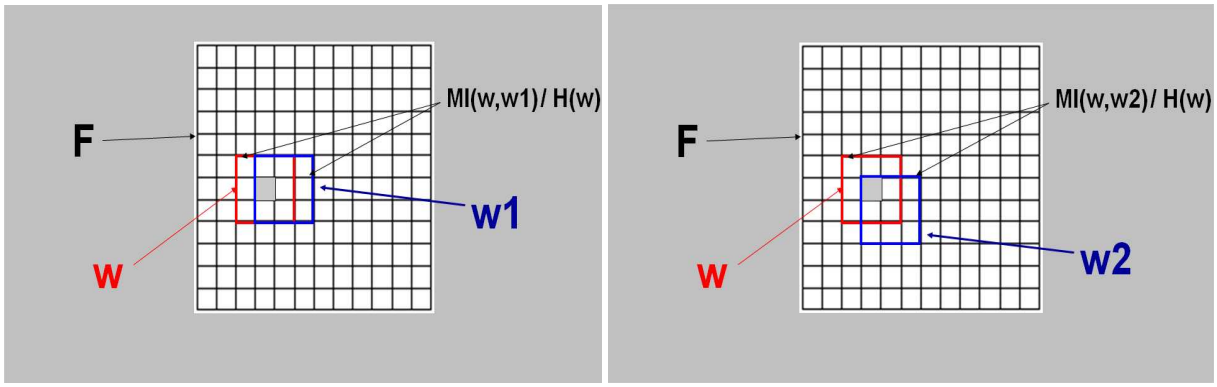
Etape 2 :

On commence à parcourir l'image par une fenêtre F de taille 12x12 (nous verrons plus loin que cette taille peut varier d'une image à l'autre). Pour chaque pixel, nous calculons l'information mutuelle normalisée (NMI) entre son voisinage w et les déplacements respectifs de ce dernier de 0°, 45°, 90° et 135° soient w1, w2, w3 et w4 (Figure V.14).

L'information mutuelle utilisée est normalisée par l'entropie du voisinage W. Sachant que

$$IM(X,Y) \leq Min(H(X),H(Y)) \qquad (V.14)$$

Telle que IM est la fonction de l'information mutuelle et H est la fonction d'entropie.



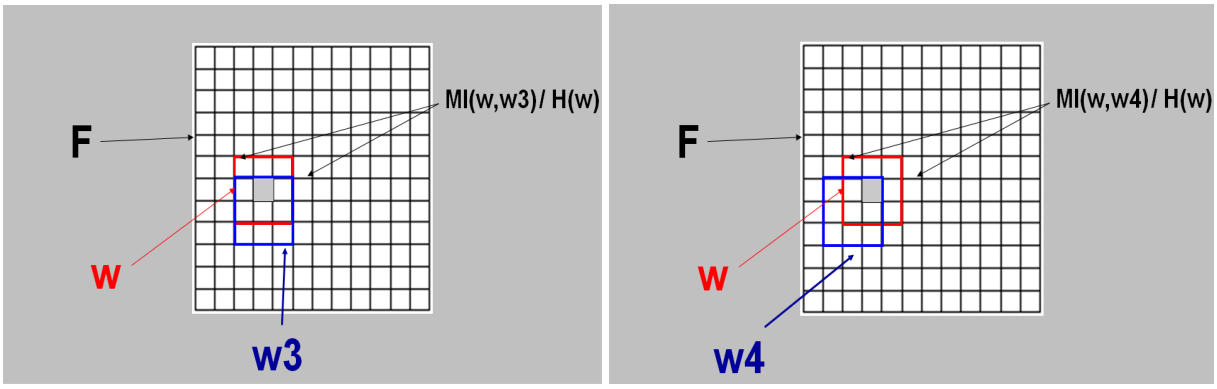


Figure V.14 : Calcul dans F de l'information mutuelle normalisée entre w et w1, w2, w3, w4

Si les mesures de l'information mutuelle normalisée entre w et les quatre voisins sont inférieures à un seuil déterminé empiriquement, alors le pixel en cours du traitement est déclaré coin candidat sinon il ne l'est pas.

Etape 3 :

Par analogie avec Moravec, si plusieurs coins candidats sont déclarés à l'intérieur de la fenêtre F, nous ne conservons que le point qui minimise les maxima de la NMI (Figure V.15).

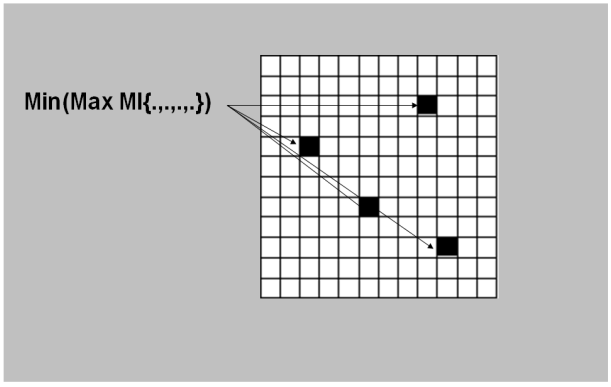


Figure V.15 : Traitement du cas où plusieurs coins sont détectés à l'intérieur de la fenêtre F.

4.1.2. Résultats et discussion

Nous avons réalisé les tests sur des images en niveau de gris synthétiques et réelles. Quelques unes de ces dernières ont été choisies de la base d'images Berkeley. Les résultats de détection sont présentés dans les figures V.16 et V.17.

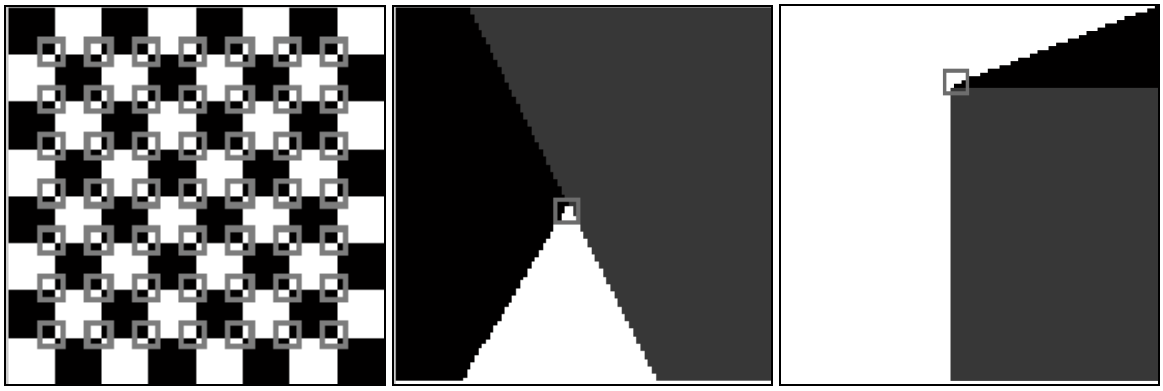
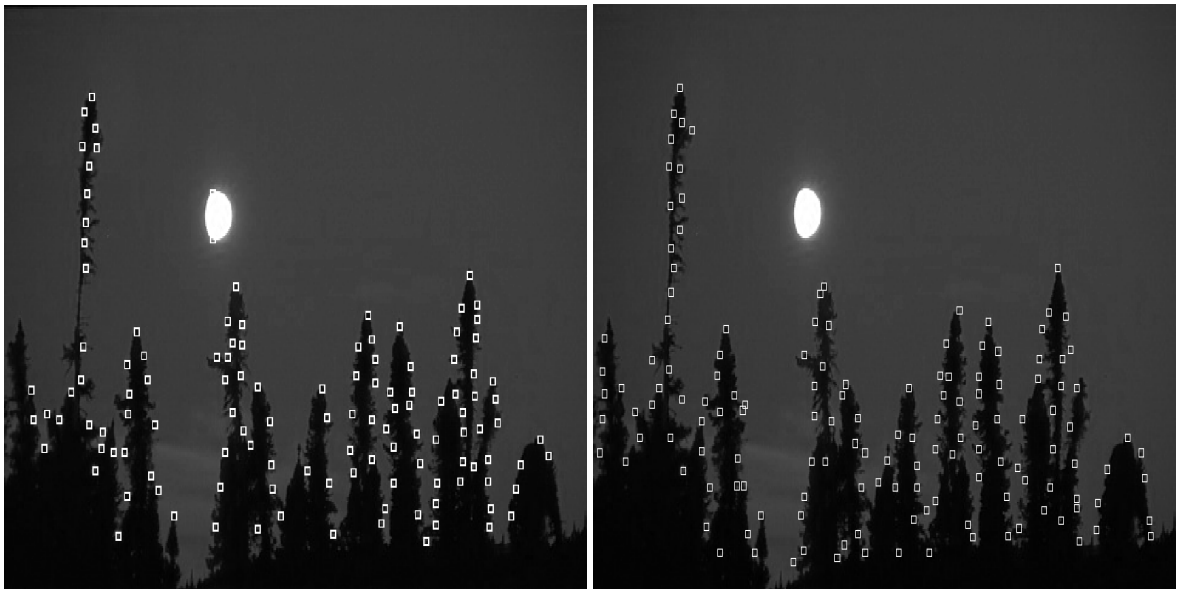


Figure V.16 : Détection par l'IM sur des images synthétiques

a. Détection de point d'intérêt sur l'image cameraman: méthode de Harris (Gauche), méthode de l'IM (droite)



b. Détection de point d'intérêt sur l'image Berkeley 238011. Méthode de Harris (gauche), méthode de l'IM (droite)

c. Détection de point d'intérêt sur l'image Berkeley 42049. Méthode de Harris (gauche), méthode de l'IM (droite)

d. Détection de point d'intérêt sur l'image Berkeley 35028. Méthode de Harris (gauche), méthode de l'IM (droite)

Figure V.17 : Exemples de détection de coins par la méthode l'IM et Harris sur des images réelles extraits de la base Berkeley

Les paramètres utilisés : seuil, taille du voisinage, taille de la fenêtre F, décalage et Nombre de quantification NI dépendent de l'image traitée et sont choisis empiriquement.

Dans l'expression de l'information mutuelle normalisée, nous ne risquons pas de diviser par une entropie nulle, car si c'est le cas le voisinage en question présente une région homogène et par conséquent le pixel central ne peut pas présenter un coin.

Dans les régions non homogènes, si une mesure de la NMI entre voisins dépasse le seuil, nous pouvons conclure que le pixel traité n'est pas un coin.

Nous avons bruité les images par un bruit gaussien, d'une moyenne nulle et d'un écart type égal à 0.2. Nous remarquons le bon comportement du détecteur proposé par rapport au bruit (figure V.18). Ceci est dû au fait que notre méthode se base sur des mesures statistiques n'utilisant pas les opérateurs de dérivation qui amplifient l'effet du bruit aux hautes fréquences et entrainent par conséquent une sensibilité au bruit.

Dans la figure V.19 nous avons appliqué à l'image de test une rotation de 45°, 60° et 90°. Notons l'invariance de la détection aux rotations appliquées. Ceci est dû au fait que l'outil statistique utilisé ne dépend pas de la position des pixels mais plutôt de leurs distribution dans la fenêtre.

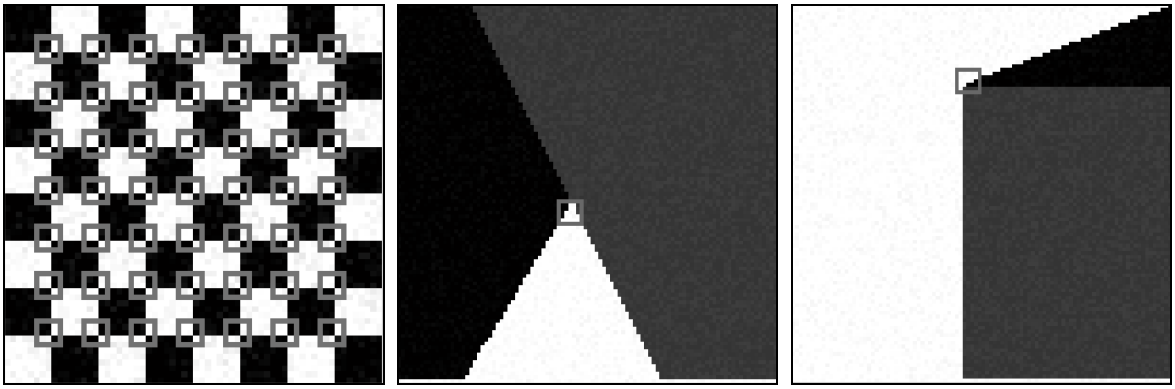
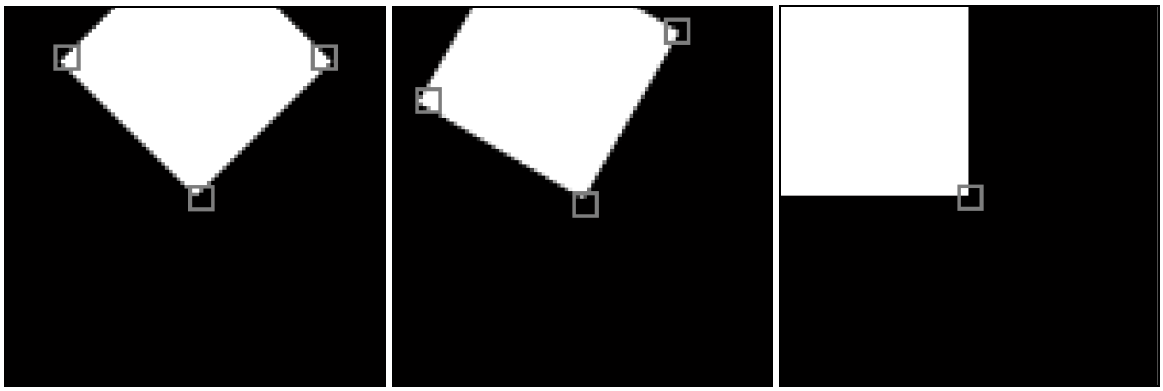


Figure V.18 : Résultats de détection sur les images bruités



Rotation: 45° Rotation : 60° Rotation : 90°

Figure V.19: Invariance de la méthode proposée aux rotations subies

4.2. Détecteur basé sur l'entropie (H)

Du fait qu'un point d'intérêt (ou un coin) est un point de contour qui change brusquement de direction et puisque les résultats de détection de contour basée sur l'entropie sont satisfaisants nous avons pensé à adapter la méthode sur la détection de points d'intérêt. Rappelons qu'un

contour est une zone de transition séparant deux textures différentes dans lesquelles les caractéristiques statistiques locales de l'image varient légèrement [Kes 79].

Nous avons repris cette définition sauf que pour un point d'intérêt le changement de caractéristiques doit se faire aux moins dans deux des quatre directions : horizontale, verticale et diagonales. Ce qui justifie la définition de point d'intérêt adoptée dans le deuxième paragraphe de ce chapitre.

Nous avons réalisé les tests sur des images omnidirectionnelles et perspectives. Quelques images de ces dernières ont été choisies de la base d'images Berkeley. Les résultats sont satisfaisants.

Aussi pour le détecteur à base d'entropie proposé, les paramètres utilisés : seuil, taille du voisinage, taille de la fenêtre qui parcourt l'image et le nombre de quantification NI dépendent de l'image traitée et sont choisis empiriquement.

Les figures V.20-V.21 illustrent le bon comportement de la méthode proposée pour les images perspectives.

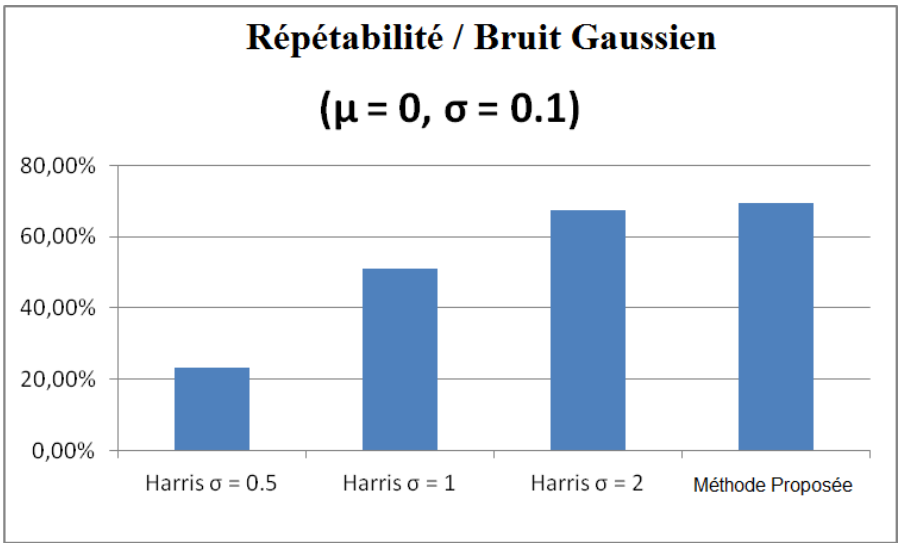
Les figures V.22-V.26 montrent que la méthode proposée se comporte mieux pour les images omnidirectionnelles spécialement pour les zones à basse résolution (proches du centre) où les points d'intérêt se rapprochent de plus en plus. Le traitement des images omnidirectionnelles est réalisé sans faire recours à la projection sur des espaces équivalents (sphère, cylindre) qui est coûteuse en temps de traitement. Le parcours de l'image omnidirectionnelle se fait par une fenêtre de taille fixe qui n'est pas adaptée aux paramètres intrinsèques du capteur.

Nous avons perturbé les images en ajoutant un bruit gaussien de moyenne nulle et d'écart type égale à 0,1. Par suite nous avons mesuré la répétabilité et comparé les résultats avec le détecteur de Harris avec un sigma égal à 0.5, 1 et 2 (tableau V.1). A noter que la méthode proposée présente une meilleure répétabilité (Graphe V.1) et une meilleure détection en présence du bruit, spécialement dans les zones à basse résolution (Figures V.22-V.31). Ceci est dû au fait que le détecteur de Harris basé sur la dérivation amplifie les hautes fréquences et rend de ce fait le détecteur plus sensible aux bruits. Pour Harris les résultats obtenus pour sigma égale à 1 et 2 sont meilleurs que ceux obtenus pour sigma égale à 0.5 car l'augmentation de sigma implique le filtrage des hautes fréquences (graphe V.1).

Puisque notre détecteur est basé sur la mesure d'entropie, les distorsions des formes géométriques ont peu d'influence sur les résultats car la statistique des pixels n'est pas influencée par leurs positions.

	Harris σ = 0.5	Harris σ = 1	Harris σ = 2	Méthode proposée
Repetability / Gaussian noise (μ = 0, σ = 0.1)	23,36%	50,93%	67,35%	69,40%

Tableau V.1. Répétabilité en présence d'un bruit gaussien de moyenne nulle et d'un écart type égal à 0.1



Graphe 1.Répétabilité en présence d'un bruit gaussien de moyenne nulle et d'un écart type égal à 0.1

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu qu'un point d'intérêt est un moyen qui permet de résumer les images dans le but d'en optimiser l'exploitation. L'approche de caractérisation basée sur les points d'intérêt est privilégiée grâce à son invariance aux transformations usuelles et sa robustesse aux bruits, en outre son temps de calcul est relativement réduit.

Nous avons aussi vu qu'il y a plusieurs définitions du point d'intérêt, chacune appropriée à un algorithme ou une application spéciale [Par 09].

Pour évaluer l'efficacité de détection, nous avons utilisé le critère le plus populaire dans la littérature, à savoir la répétabilité.

Nous avons vu également que les détecteurs basés sur la dérivation sont moins robustes aux bruits car ils l'accentuent aux hautes fréquences dans l'image. Les résultats sont encore moins bons dans le cas des images omnidirectionnelles à cause des distorsions présentes dans ces images qui sont dues à la nature du dispositif de capture.

L'approche statistique est de plus en plus présente et privilégiée dans les traitements d'images [Par 09]. Dans ce contexte, nous avons proposé un détecteur de coins, invariant à la résolution d'image, basé sur la mesure de l'entropie puis nous l'avons comparé avec la référence des détecteurs de points d'intérêt à savoir le détecteur de Harris, en faisant variant la valeur de sigma. Les tests on été réalisés sur des images de synthèse et réelles, perspectives et omnidirectionnelles, toutes en niveau de gris. Les résultats sont satisfaisants (meilleure répétabilité) pour les deux types d'images, perspectives et omnidirectionnelles. Pour ces dernières, notre méthode se distingue pour les régions à basse résolution sachant que nous n'avons pas utilisé une projection sur des espaces équivalents et que le parcours de l'image se fait par une fenêtre de taille fixe non adaptée aux caractéristiques du capteur.

Dans ce chapitre nous avons aussi proposé une approche de détection de point d'intérêt basée sur la mesure de l'information mutuelle en l'adaptant au détecteur de Moravec. Les résultats sont prometteurs en termes de détection et d'invariance à la rotation.

Cependant la nature statistique des méthodes proposées nous obligent à passer par une étape de prétraitement. Aussi la variation des paramètres des méthodes proposées selon les images utilisées présente un désavantage que nous prévoyons surpasser en essayant de converger vers des paramètres plus stables qui restent valables pour le maximum d'images possibles sachant qu'il n'existe pas un détecteur universel valable pour tout type d'application [Par 09].

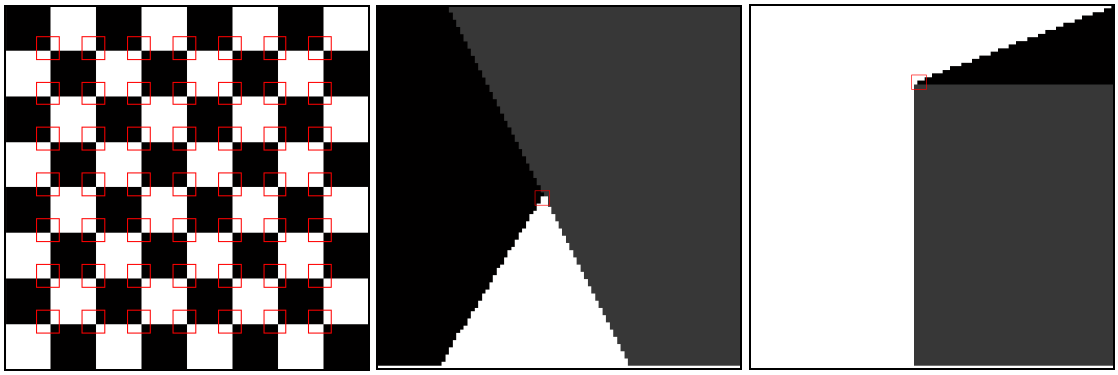


Figure V.20 : Détection de coins par la méthode d'entropie sur des images de test synthétiques.

Figure V.21 : Exemples de détection de coins sur des images réelles : méthode de Harris (gauche), méthode de l'entropie (droite)

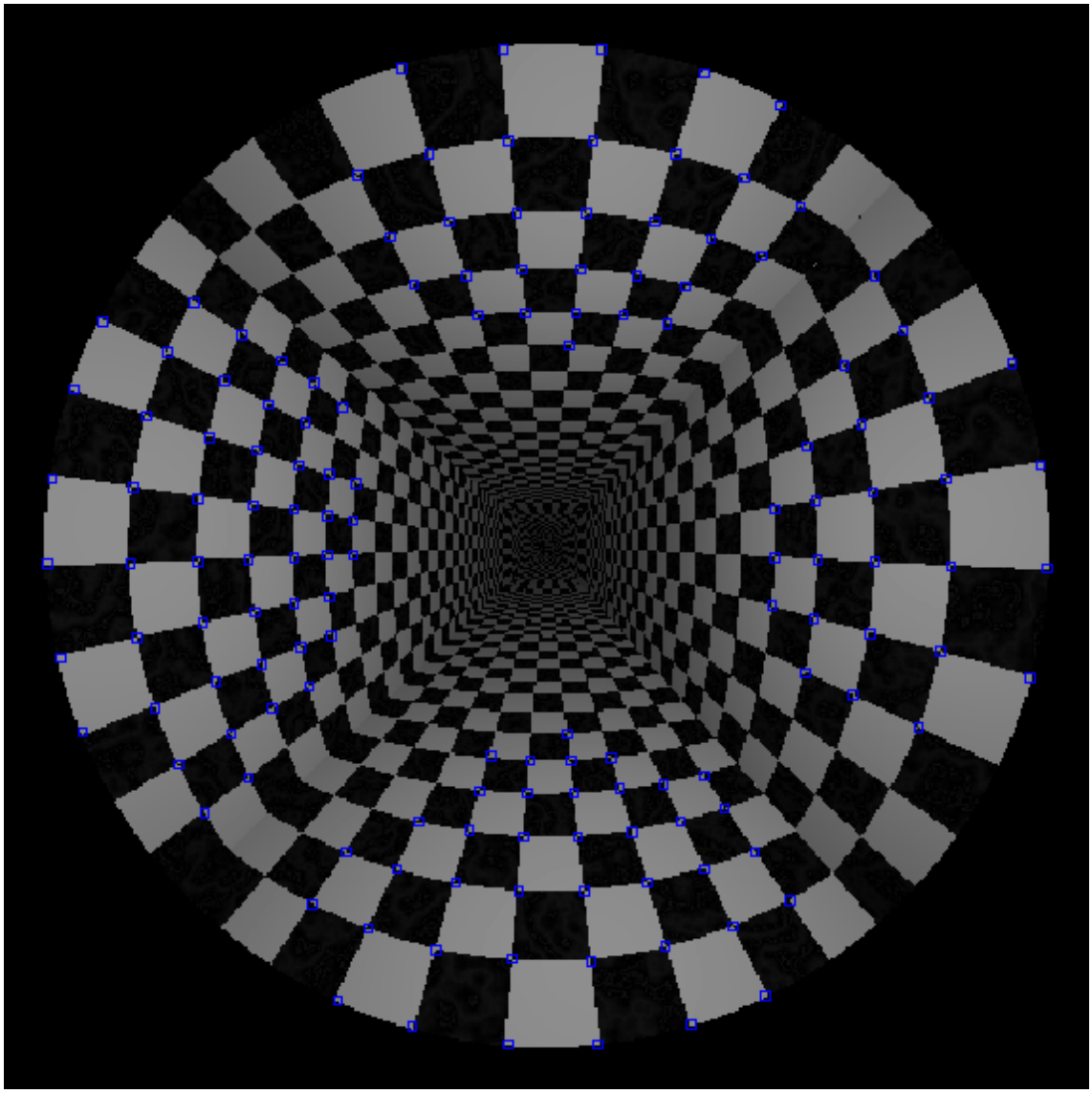


Figure V.22 : Détection par Harris (σ =2) sur une image omnidirectionnelle

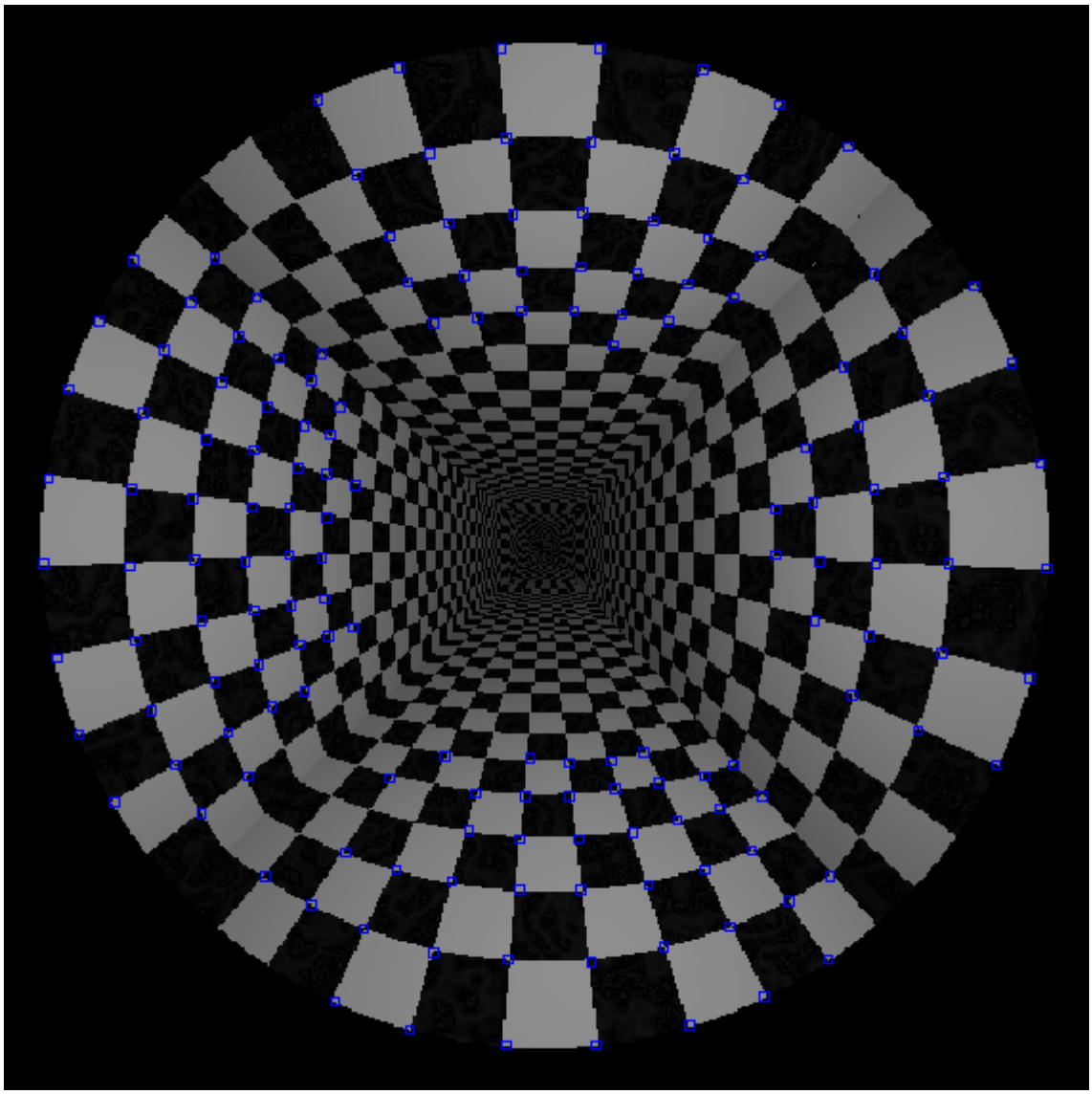


Figure V.23 : Détection par Harris (σ =1) sur une image omnidirectionnelle

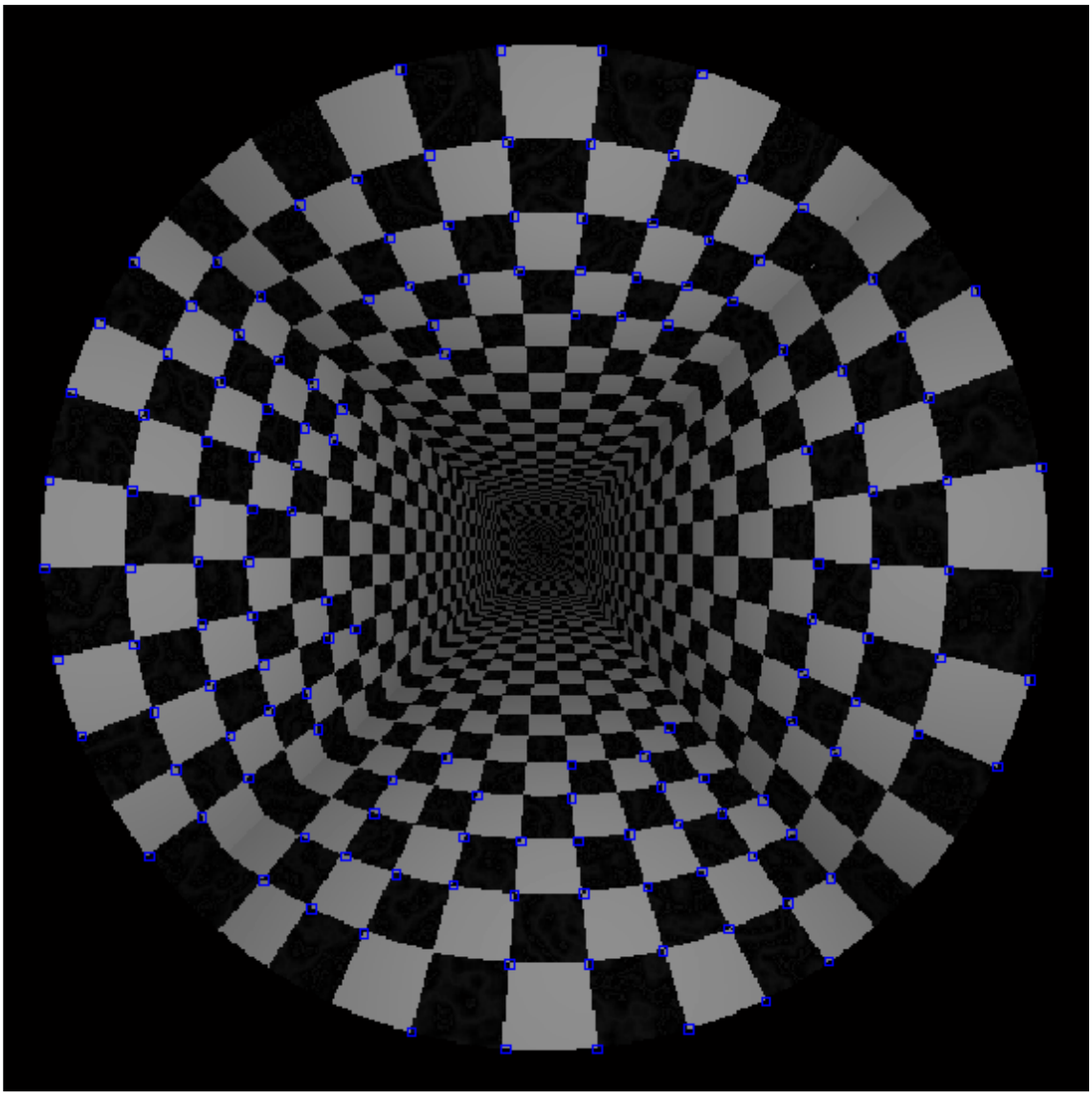


Figure V.24 : Détection par Harris (σ =0.5) sur une image omnidirectionnelle

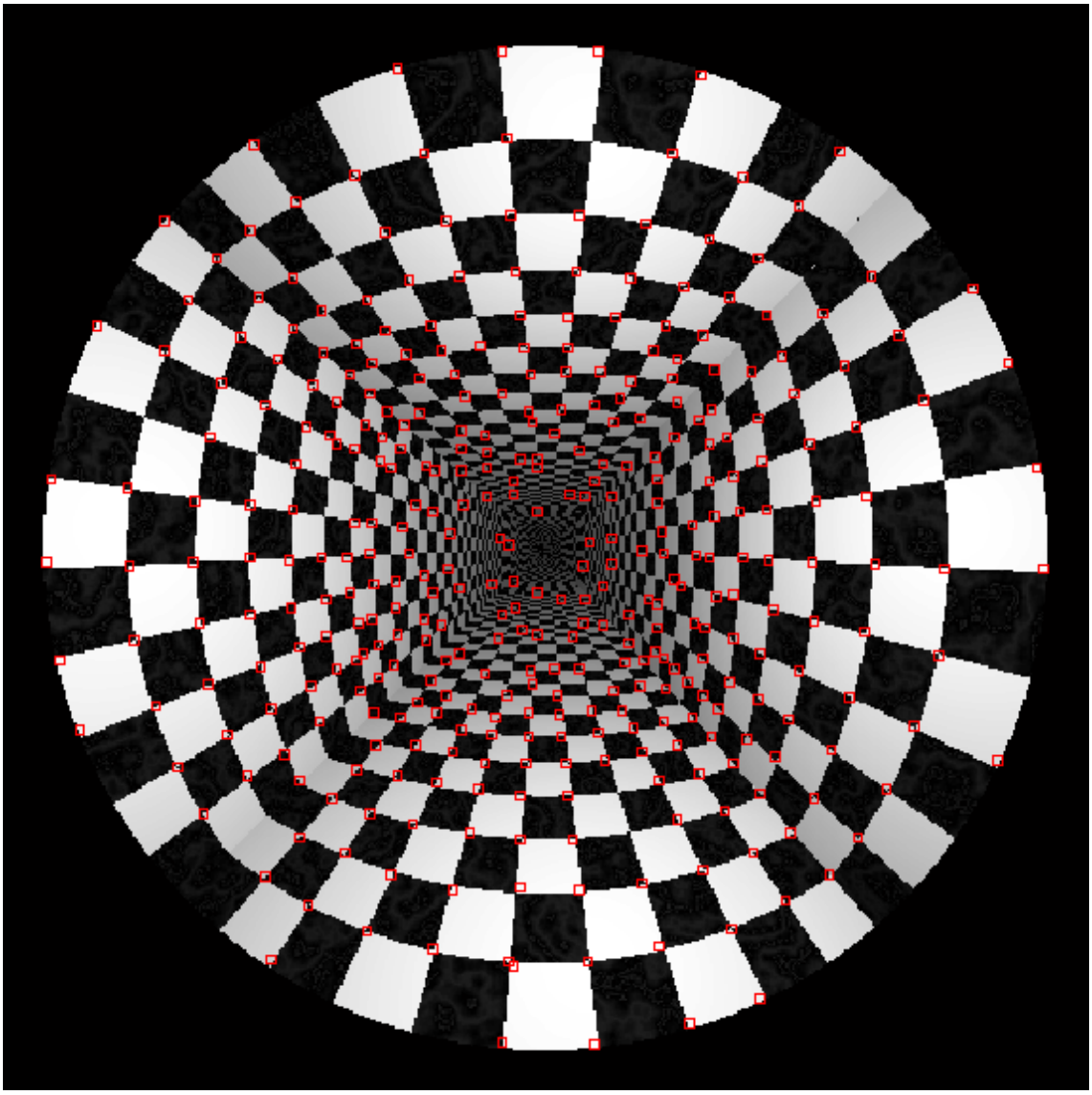


Figure V.25 : Détection par entropie sur une image omnidirectionnelle.

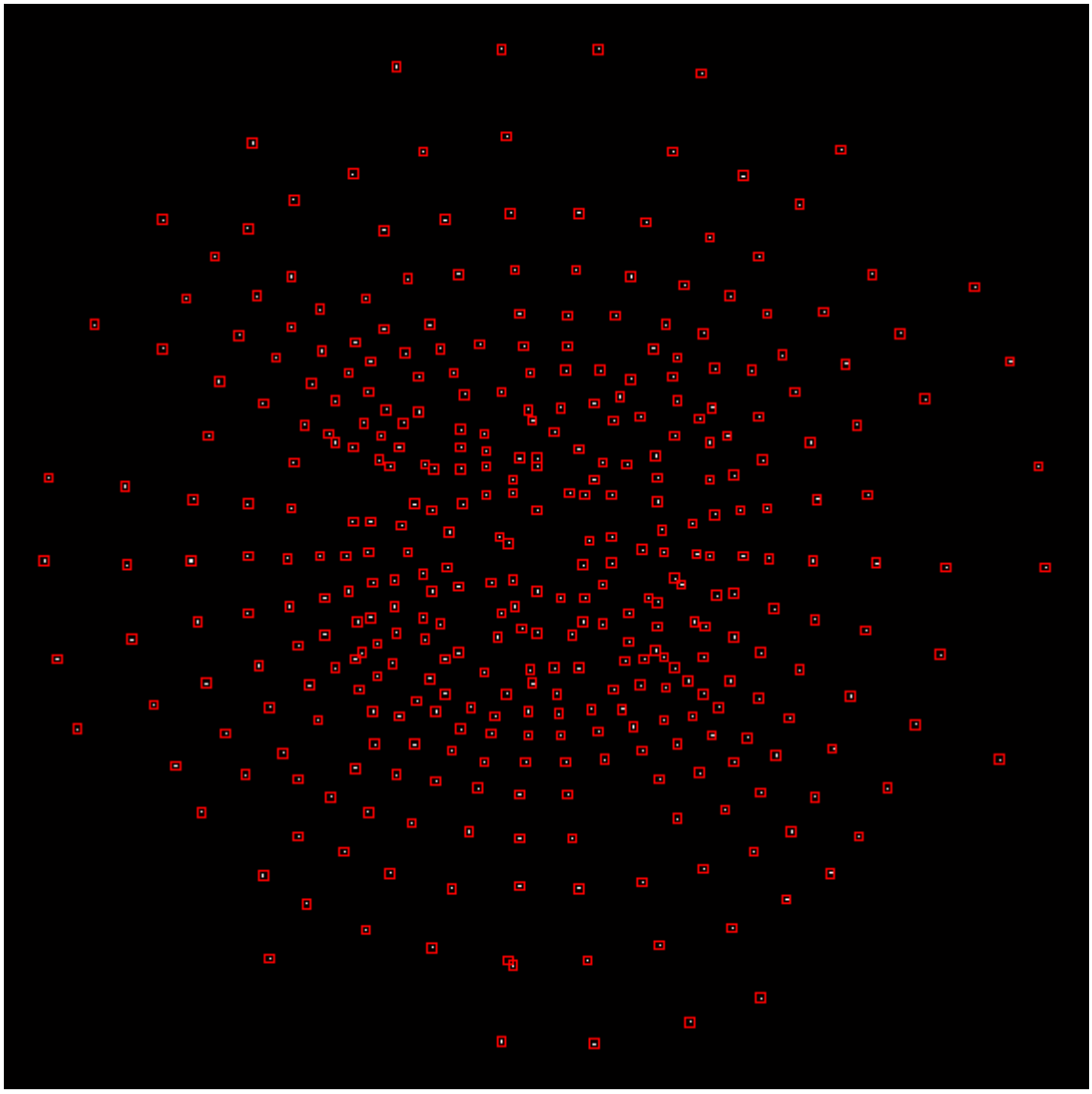


Figure V.26 : Positions des coins détectés par la méthode d'entropie sur une image omnidirectionnelle

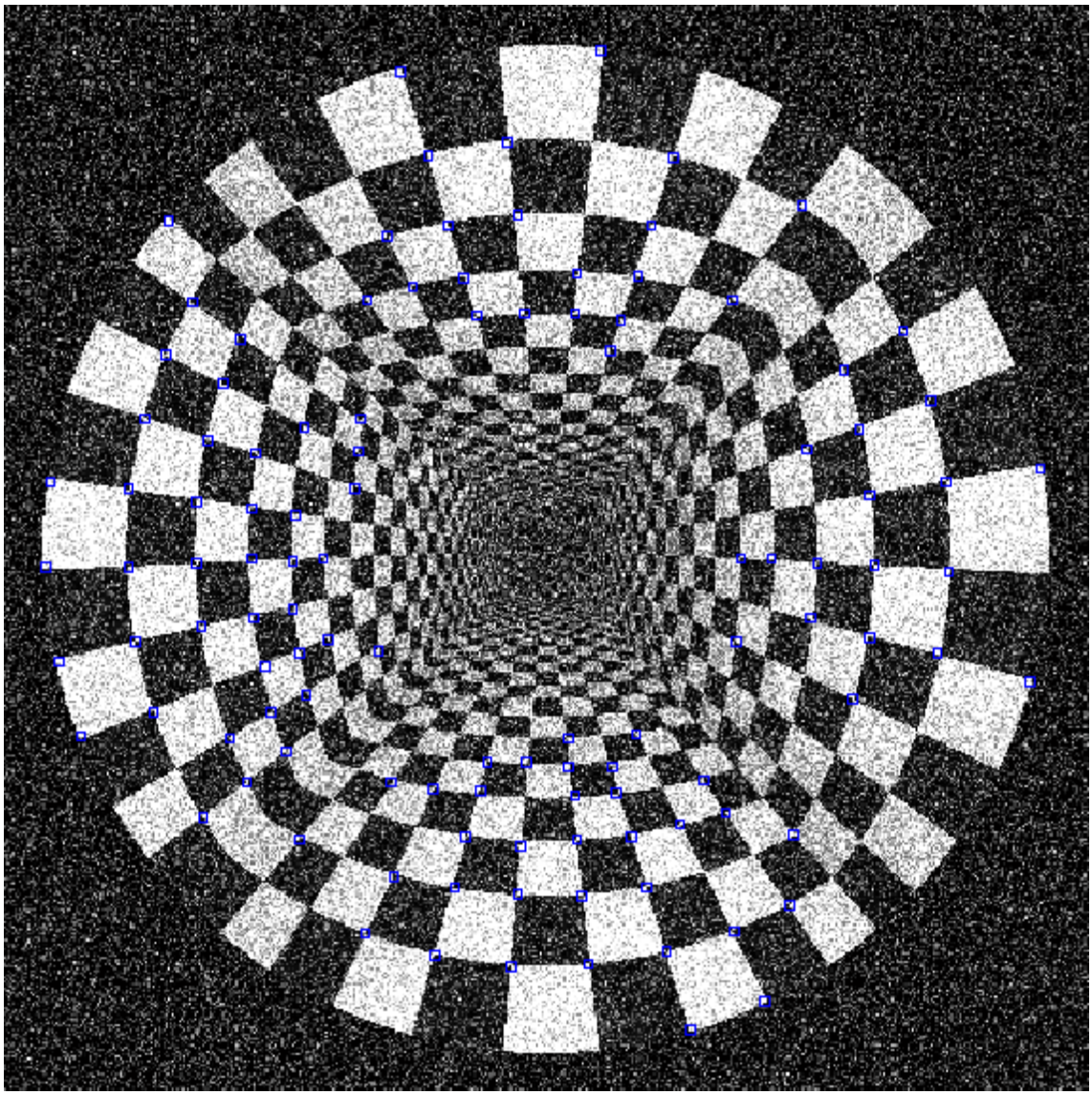


Figure V.27 : Détection par Harris (σ =2) sur une image omnidirectionnelle bruitée (bruit : μ = 0, σ = 0.1)

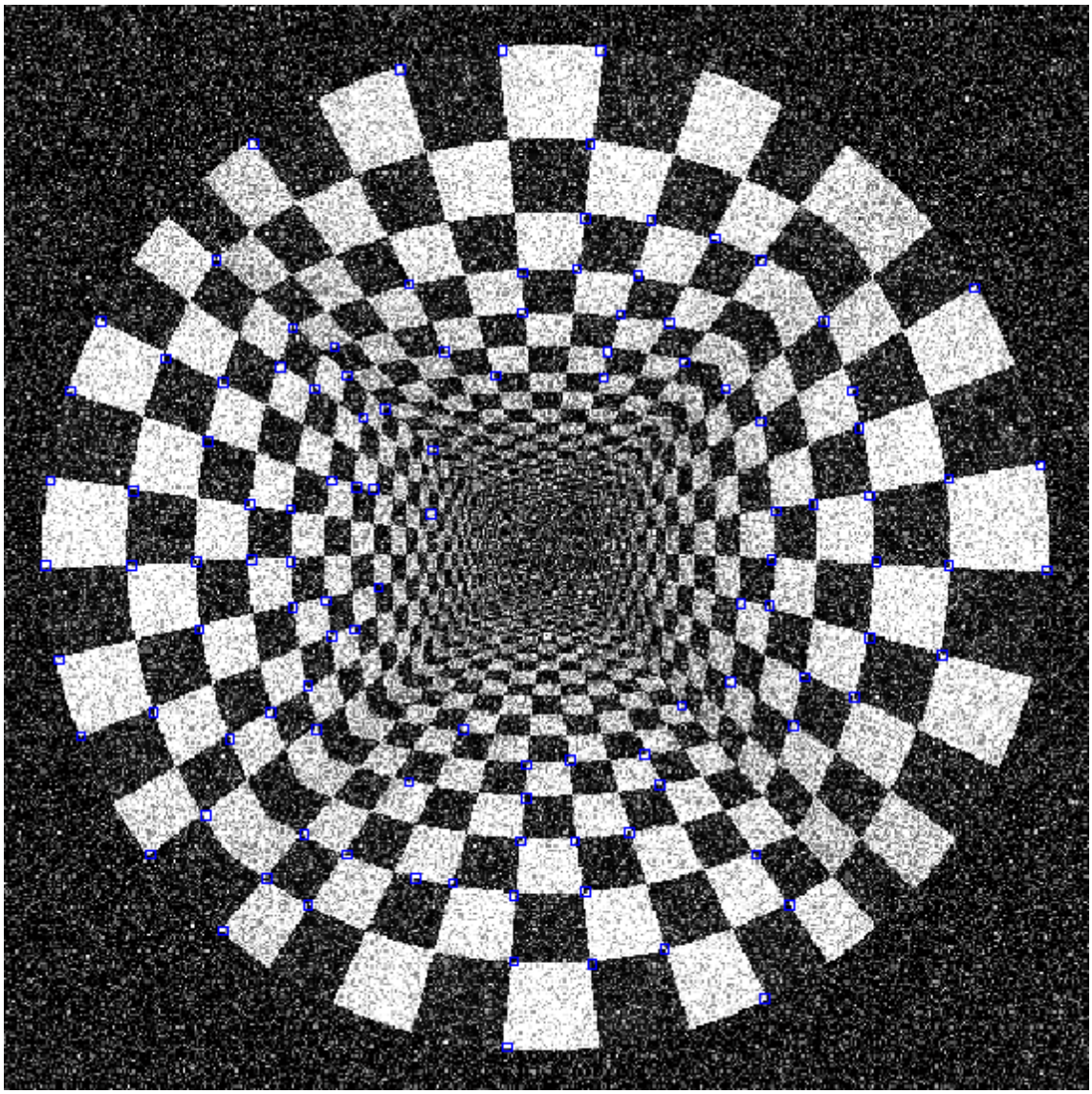


Figure V.28 : Détection par Harris (σ =1) sur une image omnidirectionnelle bruitée (bruit : μ = 0, σ = 0.1)

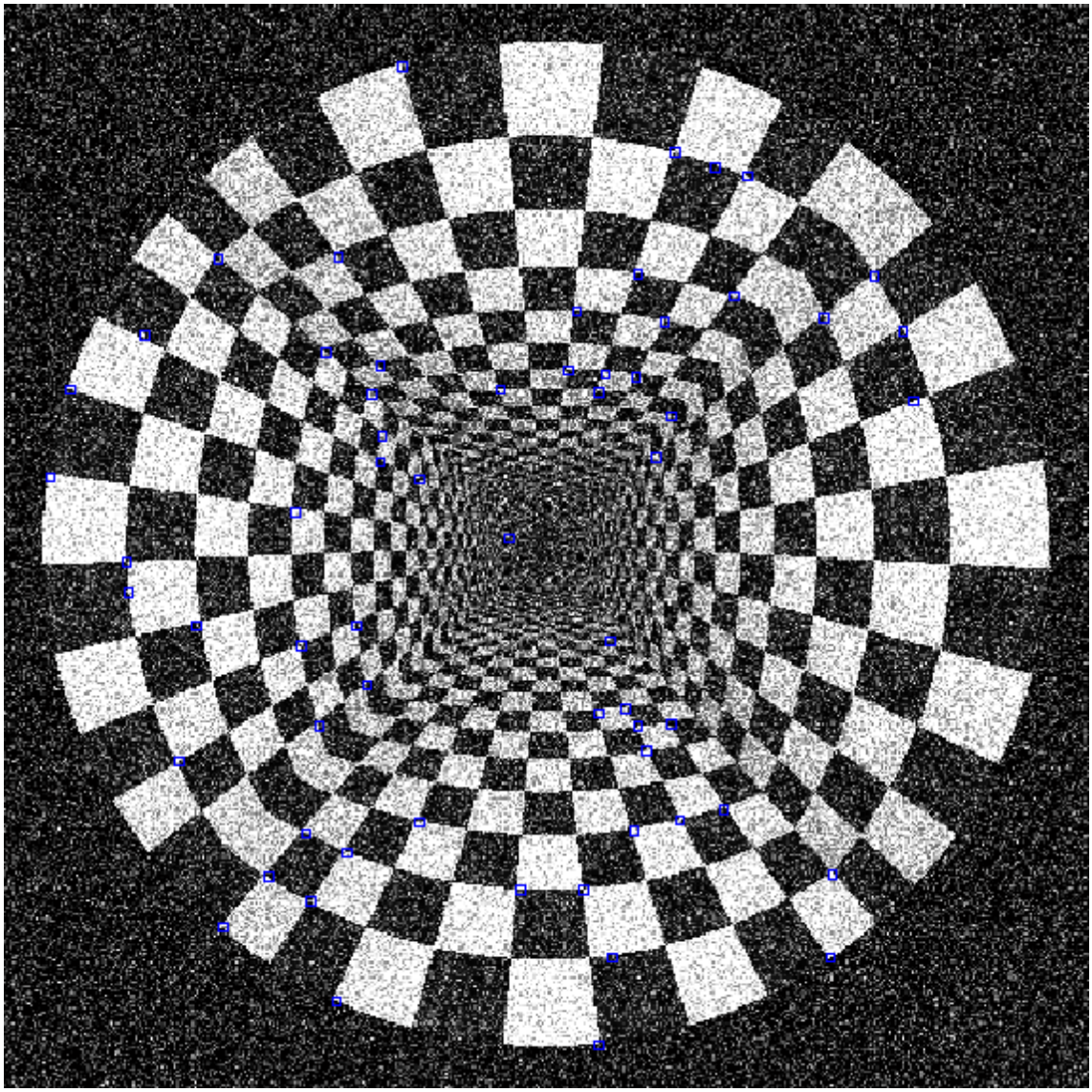


Figure V.29 : Détection par Harris (σ =0.5) sur une image omnidirectionnelle bruitée (bruit : μ = 0, σ = 0.1)

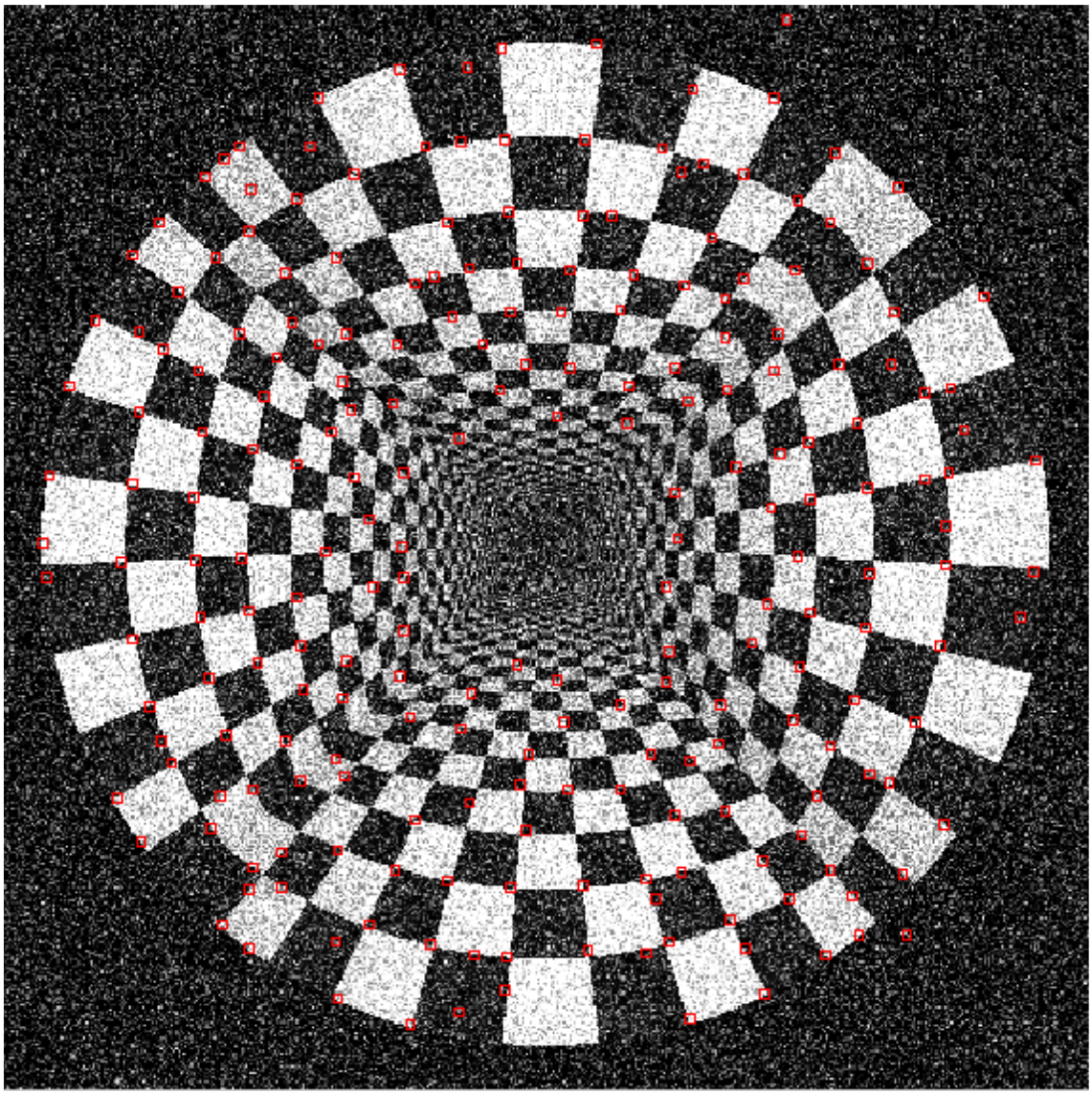


Figure V.30 : Détection par la méthode d'entropie sur une image omnidirectionnelle bruitée (bruit : $\mu = 0$, $\sigma = 0.1$)

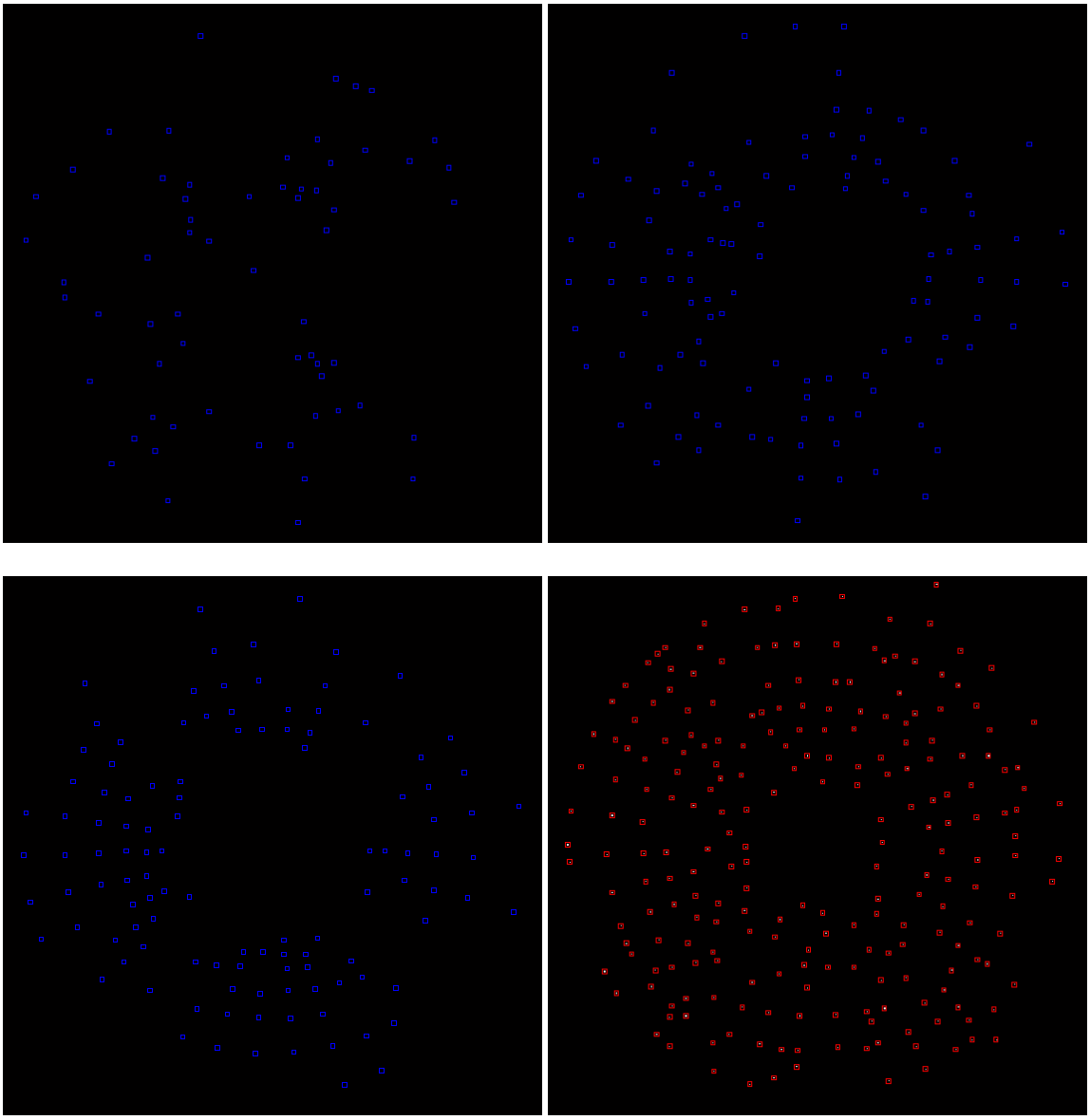


Figure V. 31 : Positions des coins détectés sue les images omnidirectionnelles bruitées. Ligne 1 : Harris (σ = 0.5) & Harris (σ = 1). Ligne 2: Haris (σ = 2) & method d'entropie

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

La vision omnidirectionnelle est un moyen efficace pour obtenir une vue large. Il y a plusieurs façons dans la littérature qui permettent d'atteindre cette vue. La méthode la plus ancienne (1857) consiste à faire tourner une caméra autour d'un axe vertical à une vitesse angulaire constante. Cette idée pose un problème de temps de prise des images, remédié par les systèmes à caméras multiples grâce à la capture synchronisée. Cependant, ces capteurs présentent des difficultés d'acquisition : les angles morts. Les capteurs basés sur des lentilles fish-eye est un autre moyen d'élargir le champ de vision mais avec des images résultantes comportant des distorsions. Les derniers moyens rencontrés dans cette thèse sont les capteurs catadioptriques qui présentent une vue large d'une manière simple et rapide. Cependant, ces capteurs causent des distorsions dans les images capturées, et ces dernières possèdent une résolution non unifiée. Les chercheurs se sont scindés en deux catégories vis-à-vis du traitement de ces images. Une catégorie a préféré les traiter comme étant des images perspectives «classiques». L'autre a proposé des méthodes de traitement adaptées aux caractéristiques intrinsèques du capteur et à la géométrie du miroir de révolution utilisé, en travaillant sur des espaces équivalents (sphère, cylindre). Les résultats obtenus par la seconde approche sont souvent meilleurs que ceux obtenus par la première, cependant cette approche nécessite un temps de traitement excessif.

Les travaux de cette thèse appartiennent à la première approche. Leurs objectifs est de proposer des méthodes de traitements (mise en correspondance, détection de contour, …) des images omnidirectionnelles et perspectives permettant d'améliorer les résultats. Les méthodes proposées sont basées des outils statistiques. Ces méthodes présentent l'avantage de parcourir les images omnidirectionnelles, par des voisinages (fenêtres) de taille fixe, sans passer par leurs adaptations aux caractéristiques intrinsèques du capteur et à la géométrie du miroir utilisé. Elles présentent également l'avantage d'éviter le principe de dérivation qui accentue l'effet du bruit dans les zones hautes fréquences des images. Les méthodes proposées ont été d'abord validées sur des images perspectives avant de les appliquer sur des images omnidirectionnelles. Toutes les images de test sont des images en niveau de gris.

Dans la première contribution, nous avons proposé une méthode de mise en correspondance entre points d'intérêt en introduisant un critère de proximité. Les mesures de similarité utilisées sont l'information mutuelle et le coefficient de corrélation. Le critère proposé améliore les résultats d'appariement, notamment sur les images omnidirectionnelles et perspectives bruitées.

Dans la deuxième contribution, nous avons proposé une méthode de détection de contour basée sur la mesure de l'entropie. Nous l'avons comparée avec trois variantes du détecteur de Canny et celui de [Sin 08] en utilisant les paramètres P1 et P2 de Fram et Deutsh. Les résultats de détection obtenus montrent que la méthode proposée améliore les résultats de détection sur les images omnidirectionnelles (bruitées ou pas).

Dans la troisième contribution, nous avons étendu cette méthode à l'extraction des points d'intérêt. Une autre méthode de détection de coins est proposée également. Cette méthode est une adaptation de la méthode de Moravec en utilisant l'information mutuelle. Les résultats comparatifs de détection montrent l'avantage de la méthode proposée et sa robustesse aux bruits.

En perspective, nous souhaitons étendre les méthodes présentées aux images couleurs. Par ailleurs, dans nos méthodes, les paramètres utilisés sont variables d'une image à l'autre, un autre objectif, est de faire converger ces paramètres vers des valeurs optimales de façon automatique.

Annexe A : Notions sur l'information mutuelle

Cette annexe est extraite du rapport de stage intitulé : «Apport de l'information mutuelle au recalage des images», que j'ai effectué au sein du Centre de Robotique et d'Electronique et d'Automatique (MIS actuellement). Quelques formules et figures sont extraites de l'encyclopédie ouverte wikipedia.

1. Notions de la théorie de l'information

1.1. Introduction

La « théorie de l'information » est une théorie qui s'intéresse à la transmission des messages d'une source vers un destinataire à travers un canal. Elle a été introduite en 1948 par l'ingénieur américain Claude Elwood Shannon et affirme qu'en codant l'information correctement, celle-ci peut être transmise à travers un canal parasité sans perte de son contenu à la réception. Elle se base sur une mesure quantitative de l'information, c'est à dire qu'elle ne s'intéresse pas au sens du message du point de vue sémantique, mais seulement à la quantité d'information que le message véhicule.

1.2. Mesure quantitative de l'information

Un destinataire n'est pas censé connaître au préalable le contenu d'un message qu'il reçoit, sinon l'émission de ce message n'apporte rien au récepteur comme information. De cette affirmation découlent deux points :

- La source d'information fournit de manière aléatoire un ensemble de messages élémentaires qui forment le message émis. Donc, comme on est en présence d'événements aléatoires, chaque message élémentaire est pondéré par sa probabilité d'occurrence (émission) ;
- La quantité d'information est une mesure de son imprévisibilité. Plus le message reçu est prévisible moins est grande la quantité d'information qu'il apporte.

D'où si x est un message élémentaire avec une probabilité d'émission de $p(x)$, la quantité d'information qu'il apporte $h(x)$ est une fonction croissante de son improbabilité $\frac{1}{p(x)}$.

$$h(x) = f(\frac{1}{p(x)}) \tag{A.1}$$

Et si x est un message élémentaire avec une probabilité d'émission certaine p(x) = 1, alors la quantité d'information qu'il apporte est nulle.

$$h(x) = f(1) = 0 \tag{A.2}$$

De plus si x et y sont deux événements indépendants, la quantité d'information qu'ils apportent est la somme des quantités d'information de chacun.

$$h(x, y) = f(x) + f(y) \tag{A.3}$$

Une fonction qui correspond à « h » est la fonction logarithmique. Donc, la quantité d'information s'écrit suivant l'équation (A.4).

$$h(x) = -\log_b(p(x)) \tag{A.4}$$

où b représente la base logarithmique. Il définit l'unité d'information.

En pratique, les contraintes technologiques des systèmes de télécommunications imposent l'utilisation de symboles binaires à valeurs dans {0,1}. Dans ce cas, b = 2.

2. Définitions de l'entropie et de l'information mutuelle

Soit une source aléatoire, discrète et finie, émettant plusieurs messages élémentaires $x_1, x_2, ..., x_k$ avec des probabilités d'émission respectives $p_1, p_2, ..., p_k$.

L'émission des messages par cette source est formalisée par la variable aléatoire discrète X avec

$$p_i = P\{X = x_i\} / i \in \{1,2,...,k\}$$

De la même manière, l'ensemble des messages élémentaires reçus $y_1, y_2,..., y_n$ pondérés par les probabilités respectives $q_1, q_2,..., q_n$ est formalisé par la variable aléatoire Y avec

$$q_j = P\{Y = y_j\} / j \in \{1,2,...,n\}$$

2.1 Définition de l'entropie

L'entropie d'une variable aléatoire est la quantité d'information moyenne de cette dernière. Elle est définie comme étant l'espérance mathématique de la quantité d'information intrinsèque h(x) de chaque message élémentaire x.

$$H(X) = E[h(x_i)] = -\sum_{i=1}^{k} p_i \log_2(p_i(x)) \qquad \text{(A.5)}$$

Dans le cas où tous les messages élémentaires sont équiprobables $p_1 = p_2 = ... = p_k$ l'entropie $H(X)$ est maximale et vaut $\log_2(k)$.

L'entropie conditionnelle s'écrit :

$$H(X/Y) = -\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} P(X_i, Y_j) \log_2(P(X_i / Y_j))$$

En considérant la variable aléatoire (X, Y) de probabilité $p_{ij} = P\{X = x_i, Y = y_j\}$ l'entropie conjointe de (X, Y) est :

$$H(X,Y) = E[h(x_i, y_j)] = -\sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{n} p_{ij} \log_2(p_{ij}) \qquad \text{(A.6)}$$

$$= H(X) + H(Y/X) \qquad \text{(A.7)}$$

$$= H(Y) + H(X/Y) \qquad \text{(A.8)}$$

L'entropie conjointe est toujours inférieure à la somme des entropies de X et Y sauf si celles-ci sont indépendantes. L'entropie conditionnelle de la variable aléatoire $(Y / X = x_i)$ de probabilité $p_{j/i}(Y = y_j / X = x_i)$ est :

$$H(Y/X=x_i) = -\sum_{j=1}^{n} p_{j/i} \log_2(p_{j/i}) \qquad \text{(A.9)}$$

Exemple *:* Dans le cas d'une variable aléatoire (va) binaire *X* ayant les probabilités d'émissions suivantes :

$$\begin{cases} X = 1/\, p_1 = p \\ X = 0/\, p_0 = 1 - p \end{cases}$$

L'entropie ***H***(*X*) de cette variable en fonction de *p* est représentée sur la figure A.1 et est égale à:

$$\begin{cases} o < p < 1 \Rightarrow H(X) = -p\log_2(p) - (1-p)\log_2(1-p) \\ p = 0{,}1 \Rightarrow H(X) = 0 \end{cases}$$

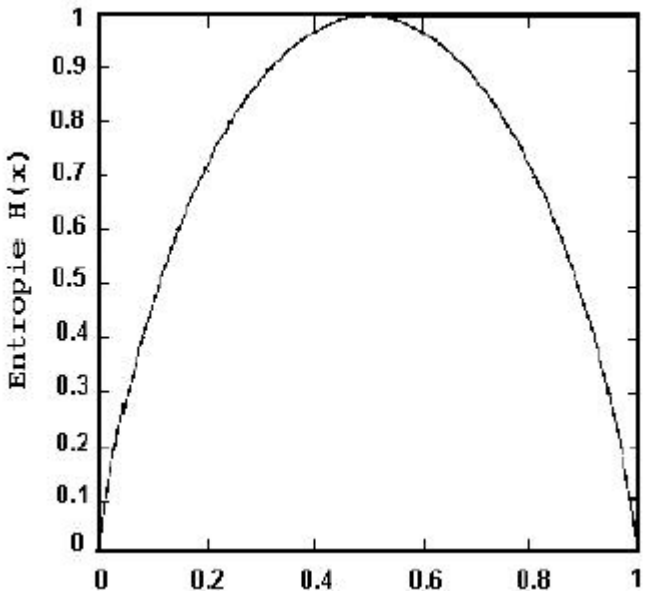


Figure A.1. Entropie H d'une V.A binaire

2.2 Définition de l'information mutuelle

L'information mutuelle mesure la quantité d'information que la connaissance d'une variable (message reçu *Y*) permet d'apporter sur une autre (message émis *X*). L'information mutuelle entre les deux variables aléatoires X et Y (ou entre l'entrée et la sortie) est :

$$I(X,Y) = H(X) - H(X/Y) \qquad \text{(A.10)}$$

$$= H(Y) - H(Y/X) \qquad \text{(A.11)}$$

$$= H(X) + H(Y) - H(X,Y)$$

(A.12)

Interprétation des formules :

Les équations précédentes peuvent être interprétées comme suit:

- L'information mutuelle entre les messages émis et reçu est l'information émise diminuée de l'indétermination quand au symbole émis qui subsiste quand le symbole reçu est connu. [eq A.10]
- Elle est aussi l'information reçue diminuée de l'indétermination quand au symbole émis qui subsiste quand le symbole reçu est connu. [eq A.11]
- Une autre façon d'interpréter les équations ci-dessus est le diagramme de Venn (figure A.2).

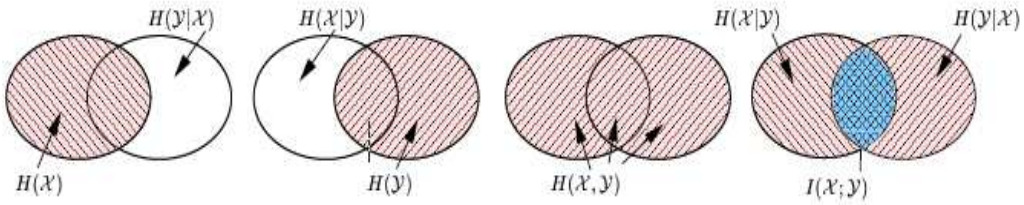


Figure A.2. Diagramme de Venn des entropies relatives à deux variables

Remarque : L'information mutuelle peut aussi s'écrire sous la forme :

$$I(X,Y) = \sum p(x,y) \log \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \qquad \text{(A.13)}$$

- **Quelques propriétés de l'information mutuelle**:
  - positive ou nulle.
  - symétrique.
  - $I(X,Y) = 0$ ssi X et Y sont des variables aléatoires indépendantes.

- **Data Processing Theorem:**

Si g_1 et g_2 sont deux fonctions mesurables alors :

$$I(g_1(X), g_2(Y)) \leq I(X,Y) \qquad \text{(A.14)}$$

Signification du théorème: l'inégalité (A.14) signifie qu'aucune transformation sur les données brutes ne peut faire apparaître de l'information. D'ailleurs ce théorème est aussi appelé «principe de non création de l'information».

Bibliographie:

[Abd 78] Abdou, I.E. Quantitative methods of edge detection. USCIPI Report 830. University of Southern California. Los Angeles, USA. 1978.

[Ati 04] Atif, J.. Recalage Non-Rigide Multimodal Des Images Radiologiques Par Information Mutuelle Quadratique Normalisée. Thèse de doctorat. Université De Paris XI-Orsay. 2004.

[Aya 88] Ayache, N. Construction et fusion de représentations visuelles 3D. Applications à la robotique mobile. PhD thesis, Université Paris-Sud, 1988.

[Ayd 10] Aydin, T. and Y.S. Akgul, 2010. Stereo depth estimation using synchronous optimization with segment based regularization. Patt. Recog. Lett., 31: 2389-2396. DOI:10.1016/J.PATREC.2010.07.012

[Baj 01] Bajcsy, R. Lin, S.S. True single view point cone mirror omnidirectional catadioptric system.2 :102–107, July 2001.

[Bak 98] Baker, S. and Nayar, S. K.. A theory of catadioptric image formation. In Proceedings of the International Conference on Computer Vision (ICCV), pages 35–42, 1998.

[Bak 99] Baker, S. and Nayar, S.K.. A theory of single-viewpoint catadioptric image formation. International Journal of Computer Vision (IJCV), vol. 2, no. 35, pages 175–196, 1999.

[Bas 79] Basseville, M., Détection de contours : méthodes et études comparatives. Annales des Télécommunications, Tome 34, N°11-12 Novembre 1979.

[Baz 07] Bazin, J., Kweon, I., Demonceaux, C., Vasseur, P. Rectangle extraction in catadioptric images. In: OMNIVIS held with ICCV 2007; vol. 1. Rio De Janeiro; p. 1957-1967. 2007.

[Ben 01] Benosman, R. and Kang, S. B., Panoramic vision: sensors, theory, and applications. Springer Verlag,New York, 2001.

[Big 08] Bigot-Marchand, S., Outils de traitement d'images adaptes au traitement d'images omnidirectionnelles. Thèse de doctorat. Université de Picardie Jules Verne. 2008.

[Boc 08] Bocquillon, B., Contributions à l'autocalibrage des caméras : modélisations et solutions garanties par l'analyse d'intervalle. Thèse de doctorat, Université de Toulouse, octobre 2008.

[Bou 93] Bourennane, E., Paindavoine, M., Truchetet, F. Amélioration du filtre de canny deriche pour la détection des contours sous forme de rampe. Traitement du signal; vol 10(No 4):297-310. 1993.

[Bou 08] Bouda, B., Contribution au Développement d'Algorithmes pour la Détection des Primitives Visuelles Points et Contours dans l'Image : Application à l'Estimation des Paramètres du Mouvement. Thèse de doctorat. Faculté des sciences, Université Mohammed V-Agdal. 2008.

[Can 86] Canny, J. A computational approach to edge detection. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell; vol 8(No 6):679-698. 1986.

[Car 09] Caron G. and Mouaddib E.M. Vertical line matching for omnidirectional stereovision images. IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2009, Kobe, Japan, May 12-17, 2009.

[Cha 05] Chambon, S., Mise en correspondance stéréoscopique d'images couleur en présence d'occultations. Thèse de doctorat. Université Paul Sabatier-Toulouse III. 2005.

[Che 95] Chen, S.E., QuickTime VR- An Image-Based Approach to Virtual Environment Navigation. Computer Graphics, vol. 29, pages 29–38, 1995.

[Cor 06] Corrêa F.R, Guizilini V.C, Junior J.O. Omnidirectional Stereovision System with Two-Lobe Hyperbolic Mirror for Robot Navigation. ABCM Symposium Series in Mechatronics. Vol 2.pp:653-660. 2006.

[Cut 01] Cutler, R. et Nanda, H., Practical calibrations for a real-time digital omnidirectional camera. In Computer Vision and Pattern Recognition, 2001.

[Dan 01] Daniilidis, K., Geyer, C., Catadioptric projective geometry. International Journal of Computer Vision, 43 :223–243, 2001.

[Dan 02] Daniilidis, K., Makadia, A., Bulow, T. Image processing in catadioptric planes: spatiotemporal derivatives and optical flow computation. In: OMNIVIS02, p. 3-10. 2002.

[Dem 06] Demonceaux, C., Vasseur, P. Markov random fields for catadioptric image processing. Pattern Recogn Lett; vol 27(No 16):1957-1967. 2006.

[Der 87] Deriche, R. Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. The International Journal of Computer Vision; vol 1(No 2):167-187. 1987.

[Der 93] Deriche, R. and Giraudon, G., A computational approach for corner and vertex detection. International Journal of Computer Vision, vol. 10, no. 2, 101–124, 1993

[Der 00] Derrien, S. et Konolige, K., Approximating a single viewpoint in panoramic imaging devices. In the IEEE Workshop on Omnidirectional Vision, pages 85–90, 2000.

[Des 54] Descartes, R. et Smith, D.T., The Geometry of René Descartes. In Dover Publ.: New York. Originally published in Discours de la Methode, 1954.

[Dor 10] Doros, G. and Lew, R., Design based on intraclass correlation coefficients. Am. J. Biostat., 1:1-8. 2010.

[Duc 04] Ducottet c., T. Fournel, C. Barat. Scale-adaptive detection and local characterization of edges based on wavelet transform, Signal Processing, vol. 84, 2004, pp. 2115-2137. 2004.

[Dut 11] Dutta, A., A. Kar and B.N. Chatterji. A new approach to corner matching from image sequence using fuzzy similarity index. Patt. Recog. Lett., 32: 712-720. 2011. DOI:10.1016/J.PATREC.2010.12.006.

[Eve 06] Brannock, E. and Weeks, M., Edge detection using wavelets. In Proceedings of the 44th annual Southeast regional conference. New York, NY, USA, 649-654. 2006. DOI=10.1145/1185448.1185590.

[Fia 02] Fiala, M., Basu, A. Hough transform for feature detection in panoramic images. Pattern Recogn Lett; vol 23(No 14):1863-1874. 2002.

[Fia 05] Fiala, M. & Basu, A. (2005). Panoramic stereo reconstruction using non-SVP optics, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 98, pp.363-397

[Fid 98] Fidrich, M. and Thirion, J.P. Stability of Corner Points in Scale Space: The Effect of Small Non-Rigid Deformations. Computer Vision and Image Understanding, 72(1):72-83, 1998.

[Fra 75] Fram, J.R. and Deutsch, E.S., On the quantitative evaluation of edge detection schemes and their comparisions with human performance, IEEE Transaction on Computers, Volume C-24, Number 6, Pages 616–627, 1975.

[Gag 89] Gagalowicz, A. and Vinet, L., Regions matching for stereo pairs. In Sixth scandinavian conference on image analysis, pages 63–70, Juin 1989.

[Gal 11] Gales, G., Mise en correspondance de pixels pour la stéréovision binoculaire par propagation d'appariements de points d'intérêt et sondage de régions. Thèse de doctorat. Université Paul Sabatier-Toulouse III. 2011.

[Gon 04] GONZALEZ-BARBOSA, J.J., Vision panoramique pour la robotique mobile : stéréovision et localisation par indexation d'images. PhD thesis, Université de Toulouse III- LAAS, 1 2004.

[Gou 00] Gouet, V., Mise en correspondance d'images en couleur : Application à la synthèse de vue intermédiaire. Thèse de Doctorat. Université Montpellier II Sciences et techniques du Languedoc. 2000.

[Glu 98] Gluckman, J., Nayar, S. & Thorek, K. (1998). Real-time omnidirectional and panoramic stereo. Proceedings of DARPA Image Understanding Workshop, Vol. 1, pp.299-303

[Glu 01] Gluckman, J. & Nayar, S. (2001). Catadioptric Stereo Using Planar Mirrors, International Journal of Computer Vision, pp.65-79.

[Gre 96] Greguss, P.. PAL-optic based instruments for space research and robotics. 1996.

[Gue 06] Guelzim, I., Hammouch, A. et Aboutajdine, D., "Analyse et indexation des images satellitaires par ondelettes de première et seconde génération", Colloque International Sur l'Informatique et ses Applications (IA'2006), ENSAO, Oujda, Maroc, 31 Octobre, 1 et 2 Novembre 2006.

[Gue 11a] Guelzim, I., Hammouch, A. and Aboutajdine, D., Corner detection by maximum entropy. IEEE Conference international workshop on Information Technologies and Communication. WOTIC'11. 2011.

[Gue 11b] Guelzim, I., Hammouch, A., Mouaddib, E. M., & Aboutajdine, D. Edge Detection by Maximum Entropy: Application to Omnidirectional and Perspective Images. International Journal of Computer Vision and Image Processing (IJCVIP), 1(3), 1-15. 2011. doi:10.4018/ijcvip.2011070101

[Gue 11c] Guelzim, I., A. Hammouch and D. Aboutajdine. Improvement of image matching by using the proximity criterion. International IEEE Conference on Multimedia Computing and Systems. ICMCS'11. Ouarzazate. Morocco. April 7-9 2011.

[Gue 11d] Guelzim, I., A. Hammouch and D. Aboutajdine. Improvement of image matching by using the proximity criterion: Application to omnidirectional and perspective images. J. Comput. Sci., 7: 1230-1236. 2011. doi: 10.3844/jcssp.2011.1230.1236

[Har 84] Haralick, R. Digital step edges from zero-crossings of second directional derivatives. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell; vol 6(No 1):58-68. 1984.

[Har 88] Harris, C. & Stephens, M., A combined corner and edge detector Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference: pp:147-151. 1988

[Heo 09] Heo, Y.S., K.M. Lee and S.U. Lee, 2009. Mutual information-based stereo matching combined with SIFT descriptor in log-chromaticity color space. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, Miami, FL, USA., pp: 445-452. http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/CVPRW.2009.5206507

[Hil 24] Hill, R. 1924. A lens for whole sky photographs. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society 50:227-235.

[Hil 83] Hildreth E.C. The measurment of visual motion, Mit Press, Cambridge MA, 1983

[Hla 98] Hlavac, V., Svoboda, T. and Pajdla, T., Motion estimation using central panoramic cameras. International Conference on Intelligent Vehicles, pages 335–340, October 1998.

[Hon 91] Hong, J., Tan X., Pinette, B., Weiss R. et Riseman, E.M., Image-based homing. In IEEE Intternational Conference on Robotics and Automation, pages 620–625, 1991.

[Hwa 07] Hwang, Y., J. Lee and H. Hong, 2007. Contour matching in omnidirectional images. Proceedings of the 3rd International Conference on Advances in Visual Computing, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp: 238-247.

[Ino 11] Inomata, R., Terabayashi, K., Umeda, K. and Godin, G., Registration of 3D Geometric Model and Color Images Using SIFT and Range Intensity Images. ADVANCES IN VISUAL COMPUTING. Lecture Notes in Computer Science, Volume 6939/2011, 148-157, DOI: 10.1007/978-3-642-24031-7_15. 2011.

[Ish 92] Ishiguro, H., Yamamoto, M. et Tsuji, S., Omnidirectional stereo. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), vol. 14, no. 2, pages 257–262, 1992.

[Jac 07 a] Jacquey, F., Comby, F., Strauss, O.Non-additive approach for omnidirectional image gradient estimation. In: OMNIVIS, p. 1-6. 2007.

[Jac 07 b] Jacquey, F., Traitements d'images omnidirectionnelles. Thèse de doctorat. Université Montpellier II. 2007.

[Ker 10] Kerroum, M.A., A. Hammouch and D. Aboutajdine, 2010. Textural feature selection by joint mutual information based on Gaussian mixture model for multispectral image classification. Patt. Recogn. Lett., 31: 1168-1174. DOI:10.1016/J.PATREC.2009.11.010

[Kes 79] Keskes, N., Kretz, F., Maitre, H. Statistical study of edges in TV pictures. IEEE Trans On communications; vol 27:1239-1247. 1979.

[Koy 02] Koyasu, H., Miura, J. & Shirai, Y. (2002). Recognizing moving obstacles for robot navigation using real-time omnidirectional stereo vision, Journal of Robotics and Mechatronic,. Vol. 14, No. 2, pp.147-156

[Lak 09] Lakehal E. Classification et Reconnaissance d'Objets en Utilisant les Points d'Intérêt. Thèse de Magister. Université El Hadj Lakhdar - Batna. 2009.

[Lee 00] Lee, D. and Kweon, I. (2000). A novel stereo camera system by a bi-prism, IEEE Transaction on Robotics and Automation. Vol. 16, No. 5, pp.528-541

[Lec 04] Le Cadet O. Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Applications à l'imagerie médicale et au tatouage d'images. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble. 2004.

[Lem web] https://cours.etsmtl.ca/sys844/Documents/Lecture1.pdf

[Leo 11] Leordeanu, M., R. Sukthankar and M. Hebert, 2011. Unsupervised Learning for Graph Matching. Int. J. Comput. Vis., 1-18. DOI: 10.1007/s11263-011-0442-2

[Lin 98a] Lindeberg, T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection. Int J Comput Vision; vol 30(No 2):117-156. 1998.

[Lin 98b] Lindeberg, T., "Feature detection with automatic scale selection". International Journal of Computer Vision 30 (2). pp 77-116. 1998.

[Lou 10] Lourenço, M., Barreto, J.P. and Malti, A.. Feature Detection and Matching in Images with Radial Distortion. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Anchorage Convention District. Anchorage, Alaska, USA. May 3-8, 2010.

[Luo 93] Luong, Q.T. and Faugeras, O., Self-calibration of a stereo rig from unknown camera motions and points correspondences. Technical Report 2014, INRIA, Juillet 1993.

[Mai 11] El Maia H. Apport de la combinaison couleur-texture en classification des images de télédétection: Application à la cartographie forestière. Thèse de doctorat. Université Mohammed V-Agdal. 2011.

[Mat 96] Yoshio Matsumoto, Masayuki Inaba et Hirochika Inoue. Visual Navigation using View-Sequenced Route Representation. In IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1996.

[Mic 03] Micusk, B. et Pajdla, T., Estimation of omnidirectional camera model from epipolar geometry. In the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), volume I, pages 485–490, 2003.

[Mik 01] Mikolajczyk, K. and Schmid, C., Indexation à l'aide de points d'intérêt invariants à l'échelle Journées ORASIS GDR-PRC Communication Homme-Machine - May 2001.

[Mik 02] Mikolajczyk, K., Detection of local features invariant to affine transformation, Ph.D thesis, institut national polytechnique de Grenoble, 2002.

[Mik 04] Mikolajczyk, K. and Schmid, C., "Scale and affine invariant interest point detectors" Int. J. Comput. Vision, Volume 60. Number 1. pp: 63-86. 2004.

[Mik 06] Mikolajczyk, K., Tuytelaars, T., Schmid, C., Zisserman, A., Matas, J., Schaffalitzky, F., Kadir, T. and Van gool, L., “A Comparison of Affine Region Detectors”. International Journal of Computer Vision, pp. 43-72, 2006.

[Mod 77] Modestino, J., Fries, R. Edge detection in noisy images using recursive digital filtering. Compt Graphics and Image Processing; vol 6(No 5):409-433. 1977.

[Mor 80] Moravec, H., Obstacle Avoidance and Navigation in the Real World by a Seeing Robot Rover, Ph.D. thesis, Stanford University, Stanford, California, May 1980. Available as Stanford AIM-340, CS-80-813 and CMU-RI-TR-3.

[Mor 08] Morat, J., Vision stéréoscopique par ordinateur pour la détection et le suivi de cibles pour une application automobile. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble.

[Mou 05] Mouaddib, E., La vision Omnidirectionnelle, Actes des Journées Nationales de la Recherche en Robotique 2005.

[Mou 05b] Mouaddib, E.M., Introduction à la vision panoramique catadioptrique. Traitement du signal. Vol 22. Issue 5. 2005.

[Mou 06] Mouaddib, E., Sagawa, R., Echigo, T. and Yagi, Y., Two or more mirrors for the omnidirectional stereovision?. In In The second IEEE-EURASIP International Symposium on Control, Communications, and Signal Processing,, Volume, Pages 800-805,2006.

[Moz 08] Mozos, O. M., Gil, A., Ballesta, M. and Reinoso, O., Interest point detectors for visual SLAM. in 12th Conference of the Spanish Association for Artificial Intelligence, CAEPIA 2007 (D. Borrajo, L. Castillo, and J. M. Corchado, eds.), vol. 4788 of Lecture Notes in Artificial Intelligence, pp. 170-179, Germany: Springer, 2008.

[Nal 96] Nalwa, V., A true Omnidirectional Viewer. Rapport technique, Bell Laboratoires, Holmdel NJ 07733, USA, February 1996.

[Nan 08] Nan, F., Y. Wang and X. Ma, 2008. Application of MultiScale Hidden Markov Modeling Wavelet Coefficients to fMRI Activation Detection. J. Math. Stat., 4: 255-263.

[Nay 97] Nayar, S.K., Catadioptric omnidirectional camera. In In Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 482–488, 1997.

[Nay 99] Nayar, S.K., and Baker, S., A theory of single-viewpoint catadioptric image formation. International Journal of Computer Vision, 35(2) :175–196, 1999.

[Nou 11] Noury N. Mise en correspondance A Contrario de points d'intérêt sous contraintes géométrique et photométrique. Thèse de doctorat. Université Henri Poincaré - Nancy 1. 2011.

[Oyo 10] Oyoqui, A.A., Weiss, S., Kneip, L. and Achteli, M.k. Corner extraction in Omnidirectional Images. Semester-Project. Swiss Federal Institute of Technology. Zurich. July-September 2010.

[Paj 02a] Pajdla, T. and Bakstein, H., Panoramic mosaicing with a 180° field of view lens. pages 60–67, IEEE Workshop on Omnidirectional Vision, June 2002.

[Paj 02b] Pajdlar, T., Svobda, T. & Hlavac, V. (2002). Epipolar geometry of central catadioptric camera, International Journal of Computer Vision, Vol. 49, No. ,. pp.23-37

[Par 09] Parisot, P., Suivi d'objets dans des séquences d'images de scènes déformables : De l'importance des points d'intérêt et du maillage 2D. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Toulouse. 2009.

[Pin 71] Pingle, K.K., Tenenbaum, J.M. An accommodating edge follower. In:IJCAI'71: Proceedings of the 2nd international joint conference on Artificial intelligence. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc.; p. 1-7., 1971.

[Pra 76] Pratt, W.K., Figure of merit for edge location. USCIPI Report 660. University of Southern California. Los Angeles, USA. Pp.85-93. March 1976.

[Pra 78] Pratt, W.K. and Abdou, I.E., Quantitative design and evaluation of enhancement / thresholding edge detectors. USCIPI Report 840. University of Southern California. Los Angeles, USA. pp.28-45. Sep 1978. [Zio and Tab 98] Ziou D., Tabbone S. Edge detection techniques– An overview. International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis, Vol. 8, pp. 537-559.1998.

[Pra 06] Prasad V.S.N., Davis L.S., Tran S.D., Elgammal A. 2006. Edge affinity for pose-contour matching. Computer Vision and Image Understanding, Volume 104, Issue 1,October 2006, Pages 36-47.

[Pre 70] Prewitt, J. Object enhancement and extraction. In: Picture Processing and Psychopictorics, p. 75-149. 1970.

[Qia 96] Qian, R.J., Huang, T.S. Optimal edge detection in two-dimensional images. IEEE Transactions on Image Processing; vol 5(No 7):1215-1220. 1996.

[Rab 05] Rabaud C. Une nouvelle approche de mise en correspondance stéréoscopique dense par méthodes possibilistes. Thèse de doctorat. Université de Montpellier II.2005.

[Rad 10] Radgui, A., Contributions à l’estimation du flot optique en vision omnidirectionnelle. Thèse de doctorat. Université Mohammed V-Agdal. 2010.

[Rad 11] Radgui A., Demonceaux C., Mouaddib E., Rziza M., Aboutajdine D. Omnidirectional Egomotion Estimation From Adapted Motion Field. International Journal of Computer Vision and Image Processing (IJCVIP). Vol:1(1). pp:1-13. 2011.

[Raf 09] Rafida M. Elobaid, Mahendran Shitan, Noor A. Ibrahim, Awang N.A. Ghani and Isa Daud. 2009. Evolution of Spatial Correlation of Mean Diameter: A Case Study of

Trees in Natural Dipterocarp Forest. Journal of Mathematics and Statistics Volume 5, Issue 4. Pages 267-269.

[Ree 70] Rees, D., Panoramic Television Viewing System. In US-Patent, 1970.

[Rei 10] Reisner-Kollmann I., Reichinger A. and Purgathofer W. 2010. 3D Camera Pose Estimation using Line Correspondences and 1D Homographies. In Advances in Visual Computing: 6th International Symposium on Visual Computing (ISVC 2010), pages 41-52.

[Rit 04] Rital, S.. Hypergraphe de Voisinage Spatiocolorimétrique. Application en traitement d'images : Détection de contours et du bruit. Thèse de doctorat. Université de Bourgogne – Dijon. 2004.

[Rob 65] Roberts, L.G. Machine perception of three-dimensional solids. Optical and Electro-Optical Information Processing; p:159-197. 1965.

[Ros 06] Rosten, E. and Drummond, T., "Machine Learning for High-Speed Corner Detection". ECCV. pp: 430-443. 2006.

[Sar 89] Sarachik, K. B., Characterising an Indoor Environment with a Mobile Robot and Uncalibrated Stereo. In The IEEE International Conference on Robotics and Automation, volume 2, page 984989, 1989.

[Sch 96] Schmid, C., "Appariement D'images par Invariants Locaux de Niveaux de Gris Application à L'indexation d'une Base D'objets". Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1996.

[Sha 79] Shanmugam, K., Dickey, F., Green, J. An optimal frequency domain filter for edge detection in digital pictures. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell; vol 1(No 1):37-49. 1979.

[She 86] Shen, J., Castan, S. An optimal linear operator for edge detection. In: IEEE Confrence on Vision and Pattern Recognition., p. 109-114. 1986.

[Shi 86] Shiozaki, A. Edge extraction using entropy operator. Comput Vision Graph Image Process;vol 36(No 1):1-9. 1986.

[Shi 94] Shi, J. and Tomasi, C., "Good Features to Track". IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'94), 1994, pp:593 - 600. 1994.

[Shu 11] Shu X. and Wu X.J. 2011. A novel contour descriptor for 2D shape matching and its application to image retrieval. Image and Vision Computing, Volume 29, Issue 4, Pages 286-294. March 2011.

[Sin 08] Singh, B., Singh, A. Edge detection in gray level images based on the shannon entropy. Journal of Computer Science; vol 4(No 3):186-191. 2008.

[Skor 88] Skordas, T. and Horaud, R., Mise en correspondance structurelle pour la vision stéréoscopique.TSI, 7(6):591–608, 1988.

[Sma 01] Smajda, L., Benosman, R. et Devars, J., Determining Epipolar Constraint on Cylindrical Images and Using it for 3D Reconstruction. In Workshop on Omnidirectional Vision, International Conference on Advanced Robotics, 2001.

[Smi 97] Smith, S.M. and Brady, J.M., "SUSAN - a new approach to low level image processing". International Journal of Computer Vision 23. pp:45-78. (May 1997).

[Sob 68] Sobel I., Feldman G., A 3*3 isotropic gradient operator for image processing, Talk at the Stanford Artificial Project, 1968.

[Sob 90] Sobel, I., An isotropic image gradient operator, Academic Press, 1990.

[Sou 96] Southwell, D., Basu, A., Fiala, M. & Reyda, J. (1996). Panoramic Stereo, Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, pp.378-382.

[S.Oh 87] Oh, S. et Hall, E., Guidance of a mobile robot using an omnidirectional vision navigation system. In Proc.of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, N° 852, pages 288–300, 1987.

[Str 07] Strauss, O., Comby, F. Variable structuring element based fuzzy morphological operations for single viewpoint omnidirectional images. Pattern Recogn; vol 40(No 12):3578-3596. 2007.

[Swa 01] Swaminathan, R., Grossberg, M.D. et Nayar, S.K., Caustics of catadioptric cameras. In the International Conference on Computer Vision (ICCV), volume II, page 29, 2001.

[Tah 08] Tahani A. Maturi and Ezz H. Abdelfattah. 2008. A New Weighted Rank Correlation. Journal of Mathematics and Statistics. Volume 4, Issue 4. Pages 226-230.

[Tan 10] Tang Y., Wang Q., Zong M. , Jiang J.and Zhu Y. 2010. Design of vertically aligned binocular omnistereo vision sensor, Journal on Image and Video Processing, 2010, p.1-24.

[Tho 00] Thompson, S., Matsui, T. and Asoh, H., Mobile robot localization using circular correlations of panoramic images. Proceedings of the 2000 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems IROS2000, November 2000.

[Tor 86] Torre, V., Poggio, T. On edge detection. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell; vol 8(No 2):147-163. 1986.

[Tra 98] Trajkovic, M. and Hedley, M., "Fast corner detection". Image and Vision Computing 16 (2): 75–87. 1998.

[Tri 08] Trichet, R., Suivi d'Objet pour la Television Interactive. Thèse de doctorat. Ecole TELECOM ParisTech. 2008.

[Tuy 08] Tinne Tuytelaars , Krystian Mikolajczyk, Local invariant feature detectors: a survey, Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision, v.3 n.3, p.177-280, January 2008 [doi>10.1561/0600000017].

[Vai 95] VAILLANT, R. and SURIN, I., "Reconstruction de visages par stéréovision active". Traitement du Signal [Trait. Signal], Vol. 12, N° 2-NS, p. 201-211. 1995.

[Vin 91] Vinet, L., Segmentation et mise en correspondance de régions de paires d'images stéeréoscopiques. PhD thesis, Université Paris IX Dauphine, juillet 1991.

[web I.1] http://www.panoramicphoto.com/timeline.htm

[web I.2] http://www.institut-lumiere.org/francais/photoramas/photorama.html

[web I.3] http://www.fullview.com/Outwardly_Pointing_Cameras.pdf

[web III.1] http://www.universalis.fr/encyclopedie/stereoscopie/

[web V.1] http://kiwi.cs.dal.ca/~dparks/CornerDetection/harris.htm

[Win 99] Winters, N. and Santos-Victor, J., Omni-directional visual navigation, 7th International Symposium on Intelligent Robotic Systems SIRS99. 1999.

[Xio 10] Xiong G., Li X. , Xi J., Fowers S.G. and Chen H., 2010. Object distance estimation based on stereo vision and color segmentation with region matching, Proceedings of the 6th international conference on Advances in visual computing, November 29-December 01, 2010, Las Vegas, NV, USA

[Yac 93] Yachida, M., Yamazawa, K. et Yagi, Y., Omnidirectional imaging with hyperboloidal projection. In IEEE and RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, volume 2, page 10291034, 1993.

[Yi 06] Yi, S. and Ahuja, N., 2006. A novel omnidirectional stereo vision system with a single camera. Image Anal. Recogn., 4142: 146-156.

[Yin 04] Ying, X. et Hu, Z., Can we consider central catadioptric cameras and fisheye cameras within a unified imaging model. In the European Conference on Computer Vision (ECCV), volume 3021, pages 442–355, 2004.

[Zha 94] Zhang, Z., Deriche, R., Faugeras, O. and Luong, Q.T., A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry. Technical Report 2273, INRIA, Mai 1994.

[Zha98] Zhang Z., Determining the epipolar geometry and its uncertainty: a review. International Journal of Computer Vision, 27(2) :161–195, 1998.

[Zha 10] Zhang W., Jonathan Wu Q.M., Wang G., You X and Wang Y. 2010. Image matching using enclosed region detector. Journal of Visual Communication and Image Representation, Volume 21, Issue 4, Pages 271-282.

[Zhe 90] Jiang Zheng et Saburo Tsuji. From Anorthoscope Perception to Dynamic Vision. In IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 1154 – 1157, 1990.

[Zhu 10] Zhuang X., Hawkes D.J. and Ourselin S. 2010. Spatial Information Encoded Mutual Information for Nonrigid Registration. WBIR'10 4th international conference on Biomedical image registration. pp. 246 – 257.

[Zio 91] Ziou, D., La détection de contours dans des images à niveaux de gris: mise en œuvre et sélection de détecteurs. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Lorraine. 1991.

[Zio 98] Ziou, D., Tabbone, S. Edge detection techniques: an overview. International Journal on Pattern Recognition and Image Analysis; vol 8(No 4):537-559. 1998.

Liste de Publications

➢ Journaux internationaux

Guelzim, I., Hammouch, A., Mouaddib, E. M., & Aboutajdine, D. Edge Detection by Maximum Entropy: Application to Omnidirectional and Perspective Images. *International Journal of Computer Vision and Image Processing (IJCVIP), 1*(3), 1-15. 2011. doi:10.4018/ijcvip.2011070101

Guelzim, I., A. Hammouch and D. Aboutajdine. Improvement of image matching by using the proximity criterion: Application to omnidirectional and perspective images. J. Comput. Sci., 7: 1230-1236. 2011. doi: 10.3844/jcssp.2011.1230.1236

Guelzim, I., A. Hammouch and D. Aboutajdine. Corner Detection using Mutual Information. International Journal of Image Processing (IJIP). Volume: 5; Issue:1. Pages:101-108. 2011.

➢ Actes de congrès internationaux avec comité de lecture

Guelzim, I., A. Hammouch and D. Aboutajdine. Corner Detection by Maximum Entropy. International IEEE conference Wotic 2011. October 13-15 2011.

Guelzim, I., A. Hammouch and D. Aboutajdine. Improvement of image matching by using the proximity criterion. International IEEE Conference on Multimedia Computing and Systems. ICMCS'11. Ouarzazate. Morocco. April 7-9 2011.

إبراهيم كلزيم، أحمد حموش و ادريس ابو تاج الدين. تحسين مطابقة الصور باستعمال معيار القرب. المؤتمر السابع لعلوم و هندسة الحاسوب باللغة العربية. الرياض. المملكة العربية السعودية. يونيو 2011

Guelzim I., Hammouch A. et Aboutajdine D. "Analyse et indexation des images satellitaires par ondelettes de première et seconde génération", Colloque International Sur l'Informatique et ses Applications (IA'2006), ENSAO, Oujda, Maroc, 31 Octobre, 1 et 2 Novembre 2006.

➢ Actes de congrès nationaux avec comité de lecture

Guelzim I., Hammouch A. Application de l'information mutuelle à l'appariement des images. In Premières Journées doctorale en technologies de l'information et de la communication, ENSIAS, Rabat, Maroc. 2009.

➢ Séminaires

Guelzim I., Hammouch A. Application de l'information mutuelle à l'appariement des images. Journées doctorales, faculté des sciences de Rabat, Maroc. 2008.

UNIVERSITE MOHAMMED V – AGDAL
FACULTE DES SCIENCES DE RABAT

DOCTORAT
Résumé de la Thèse

Discipline : Sciences de l'ingénieur
Spécialité : Informatiques et Télécommunications
UFR : Informatiques et Télécommunications
Responsable de l'UFR : Prof. Driss ABOUTAJDINE, PES
Période d'accréditation : 2005/2008

Titre de la thèse: **Contributions aux Traitements d'Images Perspectives et Omnidirectionnelles par des Outils Statistiques.**

Prénom, Nom : **Ibrahim GUELZLIM**

Résumé :
Dans le domaine de la robotique, la vision omnidirectionnelle est privilégiée car elle augmente le champ de vision des capteurs ce qui permet une meilleur navigation et localisation des robots. Les capteurs catadioptriques (combinaison de miroir(s) + caméra(s)) représentent une solution simple et rapide pour atteindre une vue large satisfaisante. Cependant, à cause de la géométrie des miroirs de révolution utilisés, ces capteurs fournissent des images possédant une résolution non uniforme et entraine des distorsions géométriques. Deux approches sont présentées dans la littérature pour remédier à ces désagréments. La première consiste à traiter les images omnidirectionnelles comme étant des images perspectives, tandis que la seconde utilise des méthodes adaptées à la géométrie des capteurs en travaillant sur des espaces équivalents (Sphère, cylindre). Le principal atout de la première approche est le gain en temps de traitement par contre la qualité des résultats est souvent dépassée par celle des méthodes adaptées.

Dans le cadre des travaux de cette thèse, nous avons choisi la voie de la première catégorie. L'objectif est de proposer des méthodes (mise en correspondance, détection de contour et détection de coin) permettant d'améliorer les résultats des traitements des images omnidirectionnelles. Les méthodes proposées sont basées sur des mesures statistiques. Elles présentent l'avantage de parcourir les images omnidirectionnelles par des voisinages (fenêtres) de taille fixe, sans passer par leurs adaptations aux caractéristiques intrinsèques du capteur et à la géométrie du miroir utilisé. Elle présente également l'avantage de ne pas faire appel à la dérivation qui accentue l'effet du bruit aux hautes fréquences de l'image. Les méthodes proposées ont été d'abord validées sur des images perspectives avant d'être appliquées sur les images omnidirectionnelles. Les résultats comparatifs obtenus sont satisfaisants.

Mots-clefs(6) : Robotique, Vision Omnidirectionnelle, Mise en correspondance, Détection de contour, Détection de coin, Entropie, Information mutuelle.

Faculté des Sciences, 4 Avenue Ibn Battouta B.P. 1014 RP, Rabat - MAROC
Tel : + 212 (0) 537 77 18 34/35/38, Fax : + 212 (0) 537 77 42 61. http://www.fsr.ac.ma