ROYAUME DU MAROC
Université Mohammed V - RABAT -
جامعة محمد الخامس – الرباط –
Faculté des sciences
كلية العلوم
CENTRE D'ETUDES DOCTORALES - SCIENCES ET TECHNOLOGIES

N° d'ordre : 3626

THESE

En vue de l'obtention du : ***DOCTORAT***

Structure de Recherche : Laboratoire Conception et Systèmes (Electronique, Signaux et Informatique)
Discipline : Sciences de l'ingénieur
Spécialité : Electronique et Traitement d'images

Présentée et soutenue le : 01/06/2022 par :

Ayoub EZZAKI

Contribution à la segmentation d'images : Application à la robotique agricole

JURY

Mr. Larbi LAANAB	*PES, Université Mohammed V de Rabat, Faculté des Sciences*	*Président*
Mr Noureddine ZAHID	*PES, Université Mohammed V de Rabat, Faculté des Sciences*	*Rapporteur/Examinateur*
Mr. Mohammed RZIZA	*PES, Université Mohammed V de Rabat, Faculté des Sciences*	*Rapporteur/Examinateur*
Mr Ahmed ROUKHE	*PES, Université Moulay Ismail de Meknès, Faculté des sciences*	*Rapporteur/Examinateur*
Mr Hlou LAAMARI	*PES, Université Ibn Tofail Kénitra, Faculté des sciences*	*Examinateur*
Mr. Javier González Jiménez	*PES, Université de Malaga, Espagne*	*Examinateur*
Mr Faouzi BEKKAOUI	*Directeur de l'institut national de recherche agronomique*	*Invité*
Mr. Lhoussaine MASMOUDI	*PES, Université Mohammed V Rabat, Faculté des Sciences*	*Directeur de Thèse*

Année Universitaire : 2021/2022

✉ Faculté des Sciences, avenue Ibn Battouta, BP. 1014 RP, Rabat –Maroc
☎ 00212(0) 5 37 77 18 76 🖷 00212(0) 5 37 77 42 61 ; http://fsr.um5.ac.ma/

Dédicaces

A ma très chère mère

A la mémoire de mon Père

A ma très chère Soeur Sara

A Mon frère Anouar, Mes soeurs Fatin et Noura

A ma femme Kaoutar ino

A mes amis : Marouane, Assem, Khalil, Yassin et Brahim

Remerciement

Je tiens tout d'abord à remercier **DIEU**. Ensuite, c'est avec un grand plaisir que je réserve cette page, en signe de gratitude et de reconnaissance à tous ceux qui m'ont aidé dans ce travail qui a été réalisé au sein du Laboratoire Conception et Systèmes (Électronique, Signaux et Informatique) de la Faculté des sciences de Rabat, sous la Direction du **Mr. Lhoussaine MASMOUDI** Professeur d'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences de l'Université Mohammed V, Rabat.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance au **Mr. Lhoussaine MASMOUDI**, Professeur à la Faculté des sciences de l'Université Mohammed V de Rabat, pour m'avoir accueilli au sein de son équipe, pour ses directives scientifiques, pédagogiques et même personnelles pour lesquelles je lui suis hautement redevable.

Mes plus sincères remerciements vont également à tous les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer ce travail et de prendre part à la soutenance de cette thèse.

Je remercie tout d'abord **Mr. Larbi LAANAB**, Professeur d'enseignement supérieur à la Faculté des sciences, Université Mohammed 5 de Rabat qui m'a fait l'honneur de présider mon jury de thèse.

Mes remerciements vont également aux professeurs :

Mr. Noureddine ZAHID Professeur d'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences, Université Mohammed 5 de Rabat d'avoir accepté d'être rapporteur et examinateur de cette thèse.

Mr Mohammed RZIZA Professeur d'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences, Université Mohammed 5 de Rabat d'avoir accepté d'être rapporteur et examinateur de cette thèse.

Mr Ahmed ROUKHE Professeur d'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences, Université Moulay Ismail de Meknès d'avoir accepté d'être rapporteur et examinateur de cette thèse.

Mr Hlou LAAMARI Professeur d'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences, Université

Ibn Tofail de Kénitra d'avoir accepté d'être examinateur de cette thèse.

Mr Javier González Jiménez Professeur d'enseignement supérieur à l'université de Malaga, en Espagne d'avoir accepté d'être examinateur de cette thèse.

Ainsi qu'au **Mr Faouzi BEKKAOUI** Directeur de l'Institut National de Recherche Agronomique INRA de Rabat d'avoir accepté d'être l'invité de cette thèse.

Je les remercie pour le soin avec lequel ils ont lu cette thèse. J'éprouve un profond respect pour leur travail et leurs parcours, ainsi que pour leurs qualités humaines. Le regard critique, juste et avisé qu'ils ont porté sur mes travaux ne peut que m'encourager dans mes recherches futures.

Ce travail a été réalisé dans le cadre du projet PPR2 intitulé « **Conception et réalisation d'un robot-prototype mobile écologique dédié à des utilisations en agriculture : application à la pulvérisation aux cultures de fraises** » financé par le Ministère de l'Enseignement Supérieur, de la Recherche Scientifique et de l'Innovation et le Centre National de Recherche Scientifique et technique Marocain CNRST.

Je remercie également les membres du Laboratoire Conception et Systèmes (Électronique, Signaux et Informatique) de la faculté des sciences de Rabat, pour leurs conseils et leur soutien.

Résumé

L'agriculture digitale (AD) s'est fortement développée dans plusieurs secteurs agricoles. Elle utilise les technologies de l'information et de la communication (TIC) pour effectuer des tâches agricoles en réalisant la bonne action au bon moment et dont l'objectif principal est d'améliorer le rendement et la productivité agricole.
Les contributions apportées, dans le cadre des travaux de recherche de cette thèse, concernent trois volets :
Le premier volet est consacré au développement et à la réalisation d'une plateforme robotique mobile agricole destinée à des applications sous serre et d'un suiveur solaire dédié à l'alimentation en énergie du robot.
Le deuxième volet s'intéresse aux algorithmes de vision embarqués sur la plateforme. Trois approches de segmentation d'images agronomiques (perspectives et omnidirectionnelles) ont été développées basées sur les lois de superposition quantique. Ces algorithmes permettent à la plateforme mobile de se déplacer à l'intérieur d'une serre de fraisiers de manière autonome et d'exécuter la tâche de pulvérisation des pesticides de manière optimale. Et pour sécuriser l'accès à la plateforme robotique, un nouveau système d'authentification basé sur la reconnaissance de l'iris a été développé et mis en oeuvre.
Le troisième volet de cette thèse s'intéresse au développement et la réalisation d'un capteur de vision stéréo omnidirectionnel. Le capteur permettant l'observation d'un environnement en 360° et d'inférer la profondeur de chacun des objets qui l'entoure. Ainsi les différents obstacles et objets, qui peuvent surgir lors de la navigation du robot dans son environnement, peuvent être détectés et localisés simultanément.
Les différentes approches développées ont été expérimentées avec succès dans un environnement réel sous serre agricole.

Mots clés : *Agriculture digitale, vision omnidirectionnelle segmentation, robotique agricole.*

Abstract

Digital agriculture (DA) has been strongly developed in several agricultural sectors. It uses information and communication technologies (ICT) to perform agricultural tasks with the right action at the right time. The main objective is to improve agricultural yield and productivity.
The contributions, as part of the research work of this thesis, concern three aspects :
The first part is devoted to the development of a mobile agricultural robotic platform for greenhouse applications and a solar tracker for the power supply of the robot.
The second part focuses on the vision algorithms embedded on the platform. Three agricultural image segmentation approaches (perspective and omnidirectional) have been developed based on quantum superposition laws. These algorithms allow the mobile platform to autonomously navigate inside a strawberry greenhouse and perform an optimal pesticide spraying task. And to secure access to the robotic platform, a new authentication system based on iris recognition has been developed and implemented.
The third part of this thesis focuses on the development and realization of an omnidirectional stereo vision sensor. The sensor allows the observation of a 360Â° environment and to infer the depth of each of the objects surrounding it. Thus the various obstacles and objects, which may arise during the navigation of the robot in its environment, can be detected and located simultaneously.
The different approaches developed have been successfully tested in a real environment in an agricultural greenhouse.

Keywords : Digital agriculture, omnidirectional vision, Robotics, Segmentation.

Table des matières

Table des figures **xi**

Liste des tableaux **xvi**

Introduction **1**

1 Contexte et problématique 1
2 Motivation et objectifs 2
3 Apport 3
4 Organisation du mémoire 4

I État de l'art : Systèmes de vision et Robotique **6**

1 Généralités 6
1.1 Historique 6
1.2 Paradigme de Marr 7
1.3 Vision par ordinateur 7
2 Systèmes de vision 8
2.1 Systèmes passifs 9
2.2 Systèmes actifs 10
2.3 Systèmes à caméra matricielle/linéaire 11
2.4 Systèmes à large champ 12
2.5 Systèmes de vision embarqués 13
3 Plateformes mobiles robotiques agricoles 13
3.1 Bref historique 13
3.2 Exemples de plateformes robotiques agricoles 16
4 Conclusion 18

II Systèmes de vision omnidirectionnelle **19**

1 Introduction 19
2 Les systèmes de vision omnidirectionnelle catadioptriques 19
2.1 Contexte général 19

2.2 Classification des systèmes de vision catadioptriques 20
2.2.1 Systèmes rotationnels 20
2.2.2 Systèmes à multiples caméras 21
2.2.3 Lentille spéciale : Caméra Fish-eye 22
2.2.4 Capteurs catadioptriques : mono et stéréo 22
3 Développement d'un système de Tracker solaire 27
3.1 Besoin énergétique et dimensionnement 28
3.2 Intégration d'un capteur omnidirectionnel 32
3.3 Conception et réalisation du système 34
3.3.1 Conception et réalisation 34
3.3.2 Détection de la position du soleil 35
3.3.3 Détection des impuretés sur le panneau PV 39
3.3.4 Expérimentation 42
3.4 Discussion 43
3.5 Conclusion 44

III Développement d'outils de vision embarqués pour l'agriculture 45
1 Introduction 45
2 Plateforme robotique agricole : Agri-Eco robot 47
2.1 Introduction 47
2.2 Conception et réalisation 48
3 Approche 1 : Algorithme de segmentation de la surface foliaire des fraisiers par superposition quantique 53
3.1 Introduction 53
3.2 Informations quantiques 54
3.2.1 Contexte théorique 54
3.2.2 Pixel en Qubit 56
3.3 La méthode proposée 56
3.4 Expérimentation et évaluation de l'approche sur des cultures sous serre 60
3.4.1 Méthode d'évaluation 60
3.4.2 Images synthétiques 62
3.4.3 Images réelles 67
3.4.4 Discussion 68
4 Approche 2 : Algorithme de segmentation des fruits d'avocatier par apprentissage machine 70
4.1 La méthode proposée 71
4.1.1 Création de la vérité-terrain 71
4.1.2 Extraction des caractéristiques de l'image 71
4.1.3 Classificateur Forêt d'arbre décisionnels « *Random Forest* » 72

4.1.4 Test du modèle sur des images aléatoires . . . 73
4.2 Critères d'évaluation . . . 74
4.3 Expérimentation et discussions . . . 75
4.4 Conclusion . . . 76
5 Approche 3 : Segmentation des images omnidirectionnelles par superposition quantique sur la sphère de Bloch . . . 77
5.1 Introduction . . . 77
5.2 Définition de voisinage sphérique dans la sphère de Bloch . . . 78
5.3 Détection de contours . . . 78
5.3.1 Enhancement de contours par superposition quantique . . . 78
5.3.2 Détection de contours par entropie quantique . . . 80
5.4 Expérimentation et discussion . . . 81
5.4.1 Matériels . . . 81
5.4.2 Images synthétiques . . . 83
5.4.3 Images réelles . . . 86
5.5 Discussion . . . 87
6 Authentification des utilisateurs du Robot mobile agricole . . . 87
6.1 Introduction . . . 87
6.2 Les bases de données de l'iris . . . 89
6.3 Algorithme proposé . . . 90
6.3.1 Détection et segmentation de l'iris . . . 90
6.3.2 Normalisation de l'iris . . . 93
6.3.3 Transformation en Contourlet . . . 94
6.3.4 Extraction de signature . . . 96
6.3.5 Correspondance de modèle . . . 97
6.4 Résultats expérimentaux . . . 98
6.5 Application pour l'authentification à la plateforme mobile Agri-Eco . . . 100
6.6 Conclusion . . . 105
7 Conclusion . . . 105

IV Étude et développement d'un nouveau capteur de stéréo-vision omnidirectionnel 107
1 Introduction . . . 107
2 Configuration de capteurs de stéréovision . . . 107
2.1 Les paramètres de conception . . . 108
2.2 Design du système . . . 109
2.3 Circuit électronique . . . 110
3 Réalisation du capteur stéréo omnidirectionnel . . . 111
4 Étalonnage du système . . . 112

5 Modélisation et estimation de la profondeur 114
5.1 Modélisation conique axiale 114
5.2 Estimation de la profondeur 115
5.3 Erreur d'estimation 116
5.4 Les limites de l'estimation de la profondeur 116
6 La ligne de base 117
7 Résultats expérimentaux 118
7.1 Estimation de la profondeur 118
7.2 Isotropie de l'erreur d'estimation de la profondeur 119
7.3 Ligne de base 119
7.4 Applications à la détection d'obstacles dynamiques sous serre 120
8 Discussion 121
9 Conclusion 123

Conclusion générale **124**

Annexe **126**

Bibliographie **129**

Table des figures

1 Revenus et ventes des robots agricoles dans le monde. 3

I.1 Chaine d'aqcuisition d'une image numérique 8
I.2 Exemple de systèmes de vision. (a) Système monoculaire. (b) Système Tri-focal « Bolex Paillard H16 ». (c) Système stéréo « Caméra Kinect de Microsoft » en haut et caméra ZED en bas. (d) caméra omnidirectionnelle de Nayar. 9
I.3 Principe de triangulation passive. 10
I.4 Caméra et projecteur du la solution DAVID 4 PRO. 11
I.5 (a) Caméra matricielle. (b) Caméra linéaire : La caméra linéaire Spyder. 12
I.6 (a) Champ de vue classique (b) champ de vue panoramique. 12
I.7 (a) Joseph Barnett et son robot Televox. (b) Grey Walter et son robot tortue. . . . 15
I.8 Robots agricoles de la société Naïo Technologies. (a) Robot oz. (b) Robot Dino. (c) Robot Ted. 16
I.9 Les robot : (a) Harvest CROO Robotics (b) ladybird. (c) Virgo (d) AgEagle. 18

II.1 (a) l'araignée sauteuse. (b) Panoptic caméra 20
II.2 Système rotatif. a) caméra omnidirectionnelle. b) multiple acquisition c) image résultante 21
II.3 Exemples de systèmes à multiples caméras (a) Système FullView . (b) Système Ring-Cam de Microsoft 22
II.4 (a) Lentille Fish-eye. (b) Image Fish-eye 23
II.5 Exemples de systèmes de vision omnidirectionnelle présentés dans la littérature. . . 24
II.6 Système catadioptrique à miroir hyperbolique. 25
II.7 Système catadioptrique à miroir parabolique. 26
II.8 Système catadioptrique à miroir sphérique non-central. 26
II.9 Représentation schématique du montage. 31
II.10 Position du soleil par rapport au capteur omnidirectionnel. 32
II.11 Angle d'inclinaison du capteur omnidirectionnel par rapport au panneau solaire. . . 33
II.12 Image omnidirectionnelle contenant le soleil et le panneau solaire. 34
II.13 Conception 3D du système. 35

II.14 Schéma du circuit électronique du tracker solaire. 36
II.15 Prototype V1.0 du tracker solaire omnidirectionnel. 36
II.16 Algorithme de détection de la position du soleil dans l'image omnidirectionnelle. . . 37
II.17 Détection du soleil dans le cas d'un ciel clair. (a) image omnidirectionnelle originale. (b) image dans la base de couleur XYZ (RGB en XYZ). (c) image dans la base de couleur HSV (XYZ en HSV). (d) détection du soleil et son centroïde pondéré. 38
II.18 détection du soleil dans le cas d'un ciel nuageux. (a) image omnidirectionnelle originale. (b) image dans la base de couleur XYZ (RGB en XYZ). (c) image dans la base de couleur HSV (XYZ en HSV). (d) détection du soleil et son centroïde pondéré. . . 39
II.19 Effet de la déposition d'impuretés sur la température du panneau PV. 40
II.20 Détection des dépositions des oiseaux. 41
II.21 Détection des poussières. 41
II.22 Tracker solaire omnidirectionnel V2. 42
II.23 Les mesures de puissance obtenues de 10h à 15h pendant un jour partiellement nuageux. 43
II.24 Les mesures de puissance obtenues de 09h30 à 17h30 pendant une journée ensoleillée. 43

III.1 (a) La cartouche du prototype V1. (b) Dessin vue éclatée du robot Agri-Eco V2 . . 48
III.2 (a) Structure métallique du robot. (b) Châssis avec les quatre roues motrices. 49
III.3 Imprimante Volumic 3D utilisée 49
III.4 Étude des efforts et déformations par RDM6. 50
III.5 Capteurs de perception (a) Lidar Hokuyo. (b) Caméra ZED. 50
III.6 (a) Prototype V1 assemblé. (b) Agri-Eco Robot V2. 51
III.7 Agri-Eco Robot V2 dans une serre d'expérimentation de fraisiers. 52
III.8 Rotation en trois temps afin d'atteindre la rangée suivante 53
III.9 Sphère de Bloch. 55
III.10 Voisinage de Moore. 57
III.11 Les différents états pour la direction 0°. 57
III.12 Les différents états pour la direction 0°. 59
III.13 Organigramme de la méthode proposée. 60
III.14 Les trois régions de calcul des critères de Fram & Deutsh. 61
III.15 Exemple de processus de l'enhancement des contours par superposition quantique. . 63
III.16 (a) Image synthétique originale avec bruit de Speckle (variance = 0.02). (b) Méthode proposée. (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel. 63
III.17 (a) Image synthétique originale avec bruit de Poivre et Sel (variance = 0.2). (b) Méthode proposée. (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel. 64
III.18 (a) Image synthétique originale avec bruit de Speckle (variance = 0.02). (b) Méthode proposée (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel. 65

III.19 (a) Image synthétique originale avec bruit de Poivre et Sel (variance = 0.2). (b) Méthode proposée ; (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel. 66
III.20 (a) Détection de contour d'une plante de menthe. (a) Image originale. (b) Méthode proposée. (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel. 67
III.21 Segmentation des pots de fraisiers et détection du centre de la trajectoire. 68
III.22 Serre d'expérimentation à la Faculté des sciences de Rabat. 68
III.23 Résultats de la méthode proposée dans une serre tunnel d'expérimentation dans le région Allal Attazi. 69
III.24 Détection de la surface foliaire des fraisiers dans une serre d'expérimentation à la Faculté des sciences de Rabat. 69
III.25 Temps d'exécution pour les différents algorithmes. 70
III.26 Un exemple de création de la vérité-terrain. 71
III.27 Exemple de l'enhancement de caractéristiques par la méthode proposée. 72
III.28 Représentation d'une architecture de classificateur RF sur un jeu de données de 3 entités et ses étiquettes. 73
III.29 Résumé de la méthode proposée. 74
III.30 Segmentation du fruit d'avocat en utilisant la méthode proposée. (a)(b)(c)(d) images d'avocats. (a) image perturbée par le bruit poivre et sel. (b) image perturbée par une luminosité élevé (c)image perturbée par une luminosité réduite (c) image perturbés par le bruit gaussien. (e)(f)(g)(h) vérité-terrain (v)(x)(y)(z) Images segmentées. . . . 76
III.31 Le pixel central avec ses huit voisins. 79
III.32 Différents états pour la direction 45°. 79
III.33 Les différentes étapes de l'algorithme proposé. 81
III.34 Configuration face à face de la camera omnidirectionnelle utilisée. 82
III.35 Enhancement de l'image par superposition quantique. 83
III.36 Détection de contours par la méthode proposée sur des images omnidirectionnelles synthétiques. 84
III.37 Application de diffèrents algorithmes de détection de contours pour trois images synthétiques avec différents types de bruits. (a) Image synthétique originale. (b) méthode proposée. (c) Guelzim and al. (d) Jacquey et al. (e) El Kadmiri et al. 85
III.38 Exemple d'extraction des paramètres de Fram et Deutsh dans une image omnidirectionnelle. 85
III.39 Images omnidirectionnelles d'une serre de fraisiers. 86
III.40 Estimation de la trajectoire à partir de la détection des contours. 87
III.41 Les différentes parties de l'oeil humain. 88
III.42 Images de l'iris de (a) CASIA-Iris-Interval database. (b) UBIRIS.v1 database. (c) CASIA-Iris-Twins database.. 90

III.43 Elimination de la pupille par les méthodes : a, b) Chen et al. [172], c, d) Singh [120]] e, f) Romen et al. [22]. 92
III.44 Élimination des cils et des paupières dans la partie supérieure et inférieure de l'oeil. 93
III.45 Segmentation de l'iris par la méthode décrite. 93
III.46 Normalisation et enhancement de l'iris. 94
III.47 Transformée en Contourlet. 95
III.48 Pyramide Laplacien. 95
III.49 Transformée en Contourlet d'un bloc d'iris. 96
III.50 Extraction de quatre blocs d'iris dans les quatre directions. 97
III.51 Extraction de signature unique pour deux iris différents. 98
III.52 Diagramme de l'algorithme de reconnaissance de l'iris proposé. 98
III.53 Segmentation de l'iris pour image de jumeaux (CASIA-Iris-Twins Database). 100
III.54 (a) Un ensemble de diodes électroluminescentes infrarouges. (b) caméra RGB sensible à la lumière infrarouge. 101
III.55 (a) Image Iris Couleur. (b) Image iris sous IR. 102
III.56 Caméra IR avec support métallique rotatif. 102
III.57 Carte Raspberry Pi 4. 103
III.58 Détection automatique des yeux par la méthode de Yingyu et al. 104
III.59 Processus d'authentification et de classification des utilisateurs du robot "Agri-Eco". 104
III.60 Système d'authentification embarqué sur le robot "Agri-Eco". 105

IV.1 Conception 2D et 3D du système proposé. 109
IV.2 Vue 3D du circuit électronique. 110
IV.3 Circuit électronique du système de vision omnidirectionnelle stéréo. 110
IV.4 Différentes étapes de réalisation du capteur stéréo omnidirectionnel. (a), (b) Réalisation de l'axe vertical du système. (c) Réalisation et montage du miroir sphérique. (d) Caméra CCD sur support imprimé en 3D par du PLA biodégradable. 111
IV.5 Capteur stéréo omnidirectionnel V1.0. 112
IV.6 Organigramme de l'alignement automatique du capteur basé sur les données des moteurs. 113
IV.7 Procédure d'alignement automatique basée sur le traitement d'images (a) Caméra non-alignée. (b) Caméra alignée. 113
IV.8 Modélisation conique axiale pour un miroir sphérique. 114
IV.9 Modélisation conique axiale pour un système stéréo à miroirs sphériques. 115
IV.10 Représentation de la limite inférieure D_{min} 117
IV.11 Image omnidirectionnelle par le capteur stéréo proposé, représentant une scène avec un point rouge. 118
IV.12 Une scène 360° représentant quatre couleurs dans différentes directions 119

IV.13 L'erreur de mesure en fonction de la ligne de base. 120
IV.14 Le système de vision proposé, monté sur le robot Agri-Eco, pour la détection d'obstacles.121
IV.15 Détection d'obstacles par le système développé. 121
IV.16 (a) Obstacles dynamique et statique bloquant le trajet du robot lors du processus de passage entre deux billons dans la serre tunnel. (b) et (c) Images omnidirectionnelles de la même scène. 122

Liste des tableaux

II.1 Tableau récapitulatif de différents types de miroirs. 27
II.2 Puissance et nombre d'heures d'utilisation des différentes parties du robot. 28
II.3 Irradiation Moyenne à Rabat, Maroc. 30

III.1 Les valeurs de P_1 pour les différentes méthodes (première image synthétique). 64
III.2 Les valeurs de P_2 pour les différentes méthodes (première image synthétique). 65
III.3 Les valeurs de P_1 pour les différentes méthodes (deuxième image synthétique). . . . 66
III.4 Les valeurs de P_2 pour les différentes méthodes (deuxième image synthétique). . . . 66
III.5 Détails des images d'avocatiers utilisées. 73
III.6 Détails de la machine de développement utilisée. 74
III.7 Les valeurs de SA, MIoU des différentes méthodes testées. 75
III.8 Paramètres de la caméra omnidirectionnelle. 82
III.9 Détails des images utilisées. 82
III.10 Les valeurs de P_1 pour les différentes méthodes. 84
III.11 Les valeurs de P_2 pour les différentes méthodes. 86
III.12 Les métriques PSNR, MPM, ME et temps de traitement pour les méthodes de binarisation testées. 92
III.13 Taux de reconnaissance pour différentes tailles de blocs. 99
III.14 Comparaison entre la méthode proposée et d'autres algorithmes testés sur la base de données CASIA. 99
III.15 Comparaison entre la méthode proposée et d'autres algorithmes testés sur la base de données UBIRIS. 99
III.16 Comparaison entre la méthode proposée et celle proposée par Mohd [188] sur la base de données CASIA Twins. 100
III.17 Temps d'exécution des différentes parties de l'algorithme. 100
III.18 Caractéristiques techniques de l'unité d'acquisition. 102
III.19 Caractéristiques techniques des unités de traitement. 103

IV.1 caractéristiques techniques du caméra CCD utilisée. 108

IV.2 Estimation de la profondeur par rapport à la profondeur réelle pour une Baseline de 17 cm, 20 cm et 27cm. 118
IV.3 Estimation de la profondeur dans les différentes directions. 119
IV.4 Estimation de la profondeur d'un obstacle dans une serre de fraisiers. 120

Introduction générale

1 Contexte et problématique

Depuis l'antiquité, l'homme a appris à développer et construire des outils qui lui permettent d'améliorer sa vie en satisfaisant ses besoins primaires et spécialement son alimentation à travers l'agriculture. Afin de répondre à la demande croissante de produits alimentaires, la productivité agricole doit être triplée au cours des cinquante prochaines années pour soutenir la demande accrue de produits alimentaires sans augmentation des terres cultivées. L'augmentation de la demande alimentaire est due à la croissance démographique, en effet la population mondiale devrait atteindre 9 milliards d'ici le milieu de ce siècle, Elle est d'autant plus aggravée par l'augmentation de la consommation de viande et de produits laitiers, qui nécessitent trois à cinq fois plus de ressources agricoles par calorie.

L'agriculture reste un contributeur clé de l'économie marocaine, représentant environ 15% du PIB en 2016. Le secteur génère près de 40% des emplois et plus de 10% des exportations. Le plan de développement de l'industrie a profité à la fois à la productivité et à la résilience agricole nationale. De nombreuses initiatives, telles que des incitations et des mesures visant à faciliter l'accès à la terre, à améliorer les systèmes d'irrigation et à contribuer à une croissance spécifique devraient renforcer les perspectives à moyen et long terme. En particulier, plusieurs initiatives ont commencé à voir le jour concernant l'utilisation de nouvelles technologies dans le secteur agricole marocain, et notamment la robotique agricole de précision qui permet à la fois de contribuer au plans Green Generation (2020-2030) et Maroc digital en 2020 lancés par Sa Majesté le **ROI MOHAMMED VI**.

Parmi les cultures qui ont connu un bond de production au Maroc, on retrouve les fraisiers et les avocatiers. Les fraisiers représentent 85% de la superficie des fruits rouges au Maroc, les avocatiers quant à eux sont cultivés sur plus de 7000 hectares [1]. Ces deux fruits qui représentent un chiffre d'affaires de plus de 2 Milliards de Dirhams sont devenus les premiers choix des exportateurs marocains (avec 90% de la production destinée à l'export) [1]. Ces chiffres connaissent parfois des baisses à cause de l'irrigation non contrôlée et de l'utilisation excessive des pesticides, qui rend le produit exporté non conforme aux normes européennes. Une pulvérisation de pesticide automatique, localisée et normalisée s'avère nécessaire pour pallier à ces pertes.

L'agriculture digitale est susceptible de jouer un rôle très important dans l'augmentation de l'efficacité agricole des cultures de fraisiers, spécialement sous serre. Les systèmes robotisés permettent de contrôler et d'agir sur plusieurs paramètres, permettant l'augmentation de la qualité et de la quantité des plantes et des arbres et par conséquent celles des récoltes. Ainsi, les paramètres comme la température y compris la température de l'air et des racines, la luminosité, le besoin en eau, l'humidité, le dioxyde de carbone et la nutrition des plantes, peuvent être contrôlés avec précision. Leur régulation peut permettre une économie de 15 à 50% de l'énergie, de l'eau et des pesticides, tout en produisant des plantes avec une cohérence et une qualité globale plus élevées [2]. Ces systèmes sont capables d'améliorer le rendement annuel attendu de trois à quatre fois supérieur à celui des méthodes agricoles traditionnelles.
L'utilisation des robots autonomes dans l'agriculture nécessite l'exploitation des données, à travers des capteurs embarqués, qui décrivent l'environnement qui les entoure et pour transformer par la suite ces données en informations utiles pour les tâches envisagées. La construction des systèmes de vision artificielle non intrusive pour l'environnement, ainsi que le développement d'algorithmes de traitement de l'information visuelle ont motivé notre recherche.
Toutefois, l'information visuelle générée dans les milieux agricoles est souvent perturbée par du bruit, par une luminosité non uniforme ou des distorsions dans le cas des images omnidirectionnelles. Compte tenu de ces perturbations, nous nous sommes intéressés au développement d'outils techniques et théoriques permettant l'exploitation des images agronomiques, qu'elles soient des images perspectives ou omnidirectionnelles.

2 Motivation et objectifs

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse sont basés sur le projet de recherche suivant : **Conception et réalisation d'un robot-prototype mobile écologique dédié à des utilisations en agriculture : application à la pulvérisation aux cultures de fraises**. Projet financé par le Ministère de l'Enseignement supérieur, de la recherche scientifique et de l'innovation et le Centre national de la recherche scientifique et technique, sous le Numéro PPR2/216/70.

Ce projet préconise le développement et l'utilisation de nouvelles solutions technologiques nécessaires pour le développement et l'innovation de systèmes autonomes/intelligents. Ces systèmes sont capables d'effectuer diverses tâches et missions en agriculture à moindre coût et plus respectueuses de l'environnement, avec des bénéfices directs en termes d'économie de temps, d'argent, d'énergie et de main-d'oeuvre qui est devenue rare et parfois très coûteuse Ils permettent aussi de minimiser les risques pour la santé des opérateurs humains et de préserver la qualité physique du sol agricole ainsi que les autres composants de l'environnement.

Ces travaux de recherche, qui s'intéressent particulièrement au développement de systèmes de vision par ordinateur pour des applications liées à la robotique agricole et l'agriculture digitale, sont motivés par l'importance et le bénéfice attendu de l'utilisation de ces nouvelles technologies dans l'agriculture, afin de prendre la bonne action au bon moment et du bon endroit.

3 Apport

Afin de répondre aux problématiques et enjeux cités auparavant, et en tenant compte du fait que la plupart des tâches agricoles soient répétitives, le développement de la robotique agricole peut être présenté comme un outil performant, moins couteux et durable face aux enjeux de l'agriculture moderne. En effet le marché des robots agricoles est passé de 30 000 unités vendues dans le monde entier en 2015, à plus de 160 000 en 2020 et plus de 650 000 unités prévues en 2024 (Figure 1 [1]).

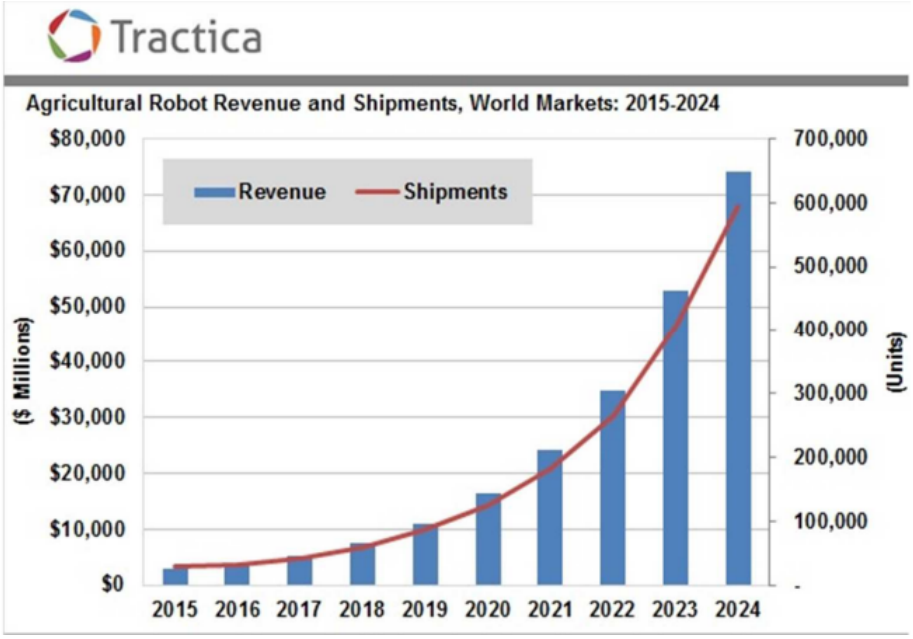


Figure 1 – Revenus et ventes des robots agricoles dans le monde.

L'objectif est le développement de bonnes pratiques agricoles qui permettent d'augmenter le rendement et la rentabilité tout en optimisant la pulvérisation des pesticides. Elles apportent des bénéfices directs en économisant le temps, l'argent, l'énergie et la main-d'oeuvre, mais aussi indirects en minimisant les risques sur la santé humaine (ouvriers et consommateurs), en préservant la qualité physique du sol et en respectant l'environnement. La recherche a été axée essentiellement sur l'acquisition, le traitement et l'analyse d'images pour l'agriculture avec efficacité et précision pour satisfaire les besoins

1. Source : Tractica.com

du système développé.

Dans cette section nous résumons les différentes contributions présentées dans cette thèse :

— La proposition d'une solution de production de l'énergie propre pour satisfaire le besoin en énergie électrique du robot mobile agricole et de son environnement. Le système proposé est un Tracker solaire bi-axial qui utilise la vision omnidirectionnelle pour détecter à la fois la position du soleil et l'état de propreté des panneaux photovoltaïques (**Un Brevet d'invention national, un article de conférence**)

— Le développement de trois algorithmes de segmentation, deux destinés aux images agronomiques perspectives et le troisième destiné aux images omnidirectionnelles, basés sur les lois de superposition quantique, l'entropie quantique, la probabilité d'arrivée des photons sur le capteur CCD de la caméra et l'apprentissage automatique. (**Deux articles de journal et un article de conférence**)

— Le développement d'un système d'authentification aux différentes fonctionnalités du robot prototype, à travers un algorithme de reconnaissance de personne par IRIS, en se basant sur la transformation en Contourlet et l'entropie de Shannon (**Article de journal**).

— Et finalement, nous proposons le design, la conception et la réalisation d'un nouveau capteur stéréo omnidirectionnel pour la perception de la profondeur, en utilisant deux miroirs sphériques et deux caméras CCD, en une configuration face-à-face verticale. (**Un Brevet d'invention national et un article de journal**).

Toutes les méthodes proposées ont été testées et validées par une série d'expérimentations et en utilisant des critères d'évaluation quantifiables.

4 Organisation du mémoire

Ce rapport de thèse est organisé en quatre chapitres :

Dans le **chapitre 1** nous proposons un état de l'art des différents types de systèmes de vision. Nous détaillons par la suite différents types de plateformes mobiles agricoles ainsi que leurs différentes applications.

Le **chapitre 2** commence par présenter les différents types de capteurs catadioptriques, leurs avantages, et différences en passant par les différentes applications de ce type de caméras. Par la suite nous

proposons un système de production d'énergie solaire en utilisant un capteur de vision omnidirectionnelle, ce qui permet, à la fois, de réduire le coût par Watt et d'augmenter la performance du système en détectant en temps réel la position du soleil, et l'état de propreté des panneaux solaires.

Nous commençons ensuite dans le **chapitre 3** par l'introduction la plateforme mobile agricole Agri-Eco développée au sein de notre laboratoire et puis la présentation de trois nouvelles approches de segmentation, basées sur les principes de superposition quantique, la probabilité d'arriver des photons sur le capteur CCD de la caméra, l'entropie quantique et l'apprentissage machine, pour les images agronomiques perspectives et omnidirectionnelles. Les méthodes proposées surmontent le problème de la sensibilité au bruit, de la luminosité non-uniforme et de la non-adaptation des algorithmes classiques avec les images omnidirectionnelles. Afin de contrôler l'accès à l'utilisation du robot, un système basé sur la reconnaissance de l'iris basé sur la transformation en Countourlet et l'entropie est présenté.

Dans le **chapitre 4**, nous détaillons le développement d'un nouveau capteur omnidirectionnel stéréo. Le capteur proposé contient un système mécatronique d'auto-étalonnage avec une estimation de profondeur précise grâce aux équations de perception de la profondeur développées. Enfin, nous terminons par une conclusion générale.

Chapitre I

État de l'art : Systèmes de vision et Robotique

1 Généralités

1.1 Historique

Le phénomène de la vision a été expliqué la première fois par le mathématicien arabe **Ibn Al-Haytam** comme des rayons réfléchis par un objet dans une scène, et qui forment une image au niveau de l'oeil. Après, en 1637, le mathématicien Français **René Descartes** a présenté son livre "La Dioptrique" où il a parlé de quelques phénomènes optiques tel que la réfraction, ainsi que le fonctionnement de l'oeil et la formation de l'image sur la rétine. Puis, en 1704, le mathématicien Anglais **Isaac Newton** a publié son livre "Opticks" où il a expliqué sa vision concernant la couleur.

En 1970, le physiologiste turc **Samir Zaki**, a démontré que le traitement de l'information visuelle au niveau du cerveau peut être divisé en plusieurs voies : i) Voie de reconnaissances des formes, séparation objet/fond, localisation dans l'espace et reconnaissance du mouvement, et ii) Reconnaissance des visages, perception des couleurs et reconnaissance d'objets.

La physiologie de la perception des couleurs a été bien progressé avec l'apport de **Thomas Young**, qui est considéré comme le fondateur de l'optique physiologique. Il a par la suite découvert les couleurs primaires Rouge, Vert et Bleu RVB et propose l'hypothese (qui a été confirmé plus tard) que la vision humaine utilise, pour la synthèse de toutes les couleurs, trois capteur RVB.

Récemment, avec la révolution des ordinateurs, la possibilité d'effectuer des traitements lourds sur les images est possible.

1.2 Paradigme de Marr

A la fin des années 70, *david Marr* a proposé la première approche de la manipulation des informations visuelles et de la conception des systèmes de vision [4]. Ses travaux ont proposé un bel exemple d'un modèle de représentation et du traitement de l'information visuelle. En effet, ses travaux sont considérés comme la première méthodologie de la vision par ordinateur, connu sous le nom de **"Paradigme de Marr"**.
Marr a introduit trois niveau de représentation de l'information visuelle :

— Bas-niveau : Extraction des information de base des images 2D (Contour, régions..).

— Moyen-niveau : Le calcul des propriétés 3D de scène sans la reconstruction 3D (puisque les informations trouves sans pour décrire la localisation spatiale des objets dans la scène).

— Haut-niveau : description complète de la scène 3D en se basant sur les informations 3D de la caméra et la carte de profondeur.

1.3 Vision par ordinateur

La vision par ordinateur est un domaine de l'intellugence artificielle qui permet aux systèmes informatique de dériver des informations significatifs a partir des images numériques, des vidéos et des autres informations visuelles, et de faire une recommandation ou décision a la base de ces informations. l'objectif de la vision par ordinateur est de permettre aux ordinateurs de voir, observer et comprendre l'information visuelle qu'il reçoit.

Bajcsy a abordé le problème de la vision sous une angle différente, il vise de contrôler les différentes parties des systèmes de vision [3]. D'autre part, Aloimonos a mise en place son approche de "vision intentionnelle" dans laquelle il s'est intéressé aux capteurs. Une autre approche s'appelle "vision animée" a été présenté par Ballard [3], qui peut positionner activement le système de coordonnées de la caméra en réponse à des stimuli physiques.Cette approche qui s'oppose a l'approche de Marr dite reconstructionniste [4].

La vision par ordinateur s'intéresse à la compréhension, à partir d'une ou plusieurs images, d'un phénomène ou d'une scène (figure I.1). Ces images sont divisées en un nombre de cases appelées *Pixels*. Le processus d'analyse et d'extraction des informations 2D ou 3D à partir de ces pixels appelé Traitement d'image. Ce processus est généralement devise en trois partie :

— Pré-traitement : permettant la préparation de l'image (de-bruitage, cadrage, extraction de région d'intérêt)

— Traitement de base : Utilisation d'un processus pour l'extraction d'une information utile.

— Post-traitement : Permet la correction des défauts de l'étape précédente.

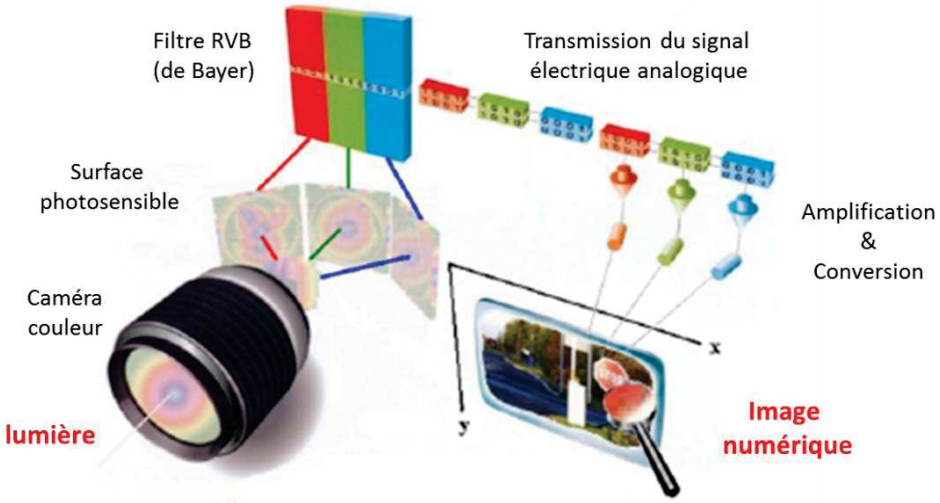


Figure I.1 – Chaine d'aqcuisition d'une image numérique

L'acquisition des images est effectuée par le biais d'une caméra numérique, où chaque camera comporte un capteur d'aqcuisition spécifique (CCD ou CMOS dans la majorité des cas). Ces systèmes de vision sont omniprésent dans notre vie quotidienne : camera de téléphone, caméras de surveillance, caméra de voiture, etc. et utilises dans une grand nombre d'applications : La médecine, la sécurité, l'astronomie, l'automobile, la robotique, etc.

2 Systèmes de vision

Les premiers objectifs des travaux de recherche dans la vision artificielle est de donner aux robots un système artificiel permettant de simuler le fonctionnement d'un système humain. A ce jour, un grand nombre de travaux ont été publiés pour l'analyse des phénomènes de la vision humaine, et a comme but principal de construire un système de vision similaire a la vision humaine et des algorithmes de vision traduisant les propriétés du processus de vision humaine.

Un système de vision est défini comme un système utilisant, comme capteur principal, un capteur de vision pour acquérir une tâche bien définie. Parmi les premiers objectifs des systèmes de vision est de munir des robots (ou systèmes automatisés) d'un système de vision similaire au système de vision humaine. Plusieurs travaux ont été proposés pour l'analyse, l'interprétation et la simulation des phénomènes de la vision humaine afin d'essayer de reproduire la rétine humaine sous forme d'un capteur d'acquisition et la lier à un algorithme traduisant les propriétés du processus visuel humain [5].

Un grand nombre de systèmes de vision ont été inspirés de la vision animale, offrant aux utilisateurs un large choix de systèmes adaptés à leurs besoins : système monoculaire (Figure I.2.a), système tri-focal (Figure I.2.b), système stéréo (Figure I.2.c) et système omnidirectionnel (Figure I.2.d).

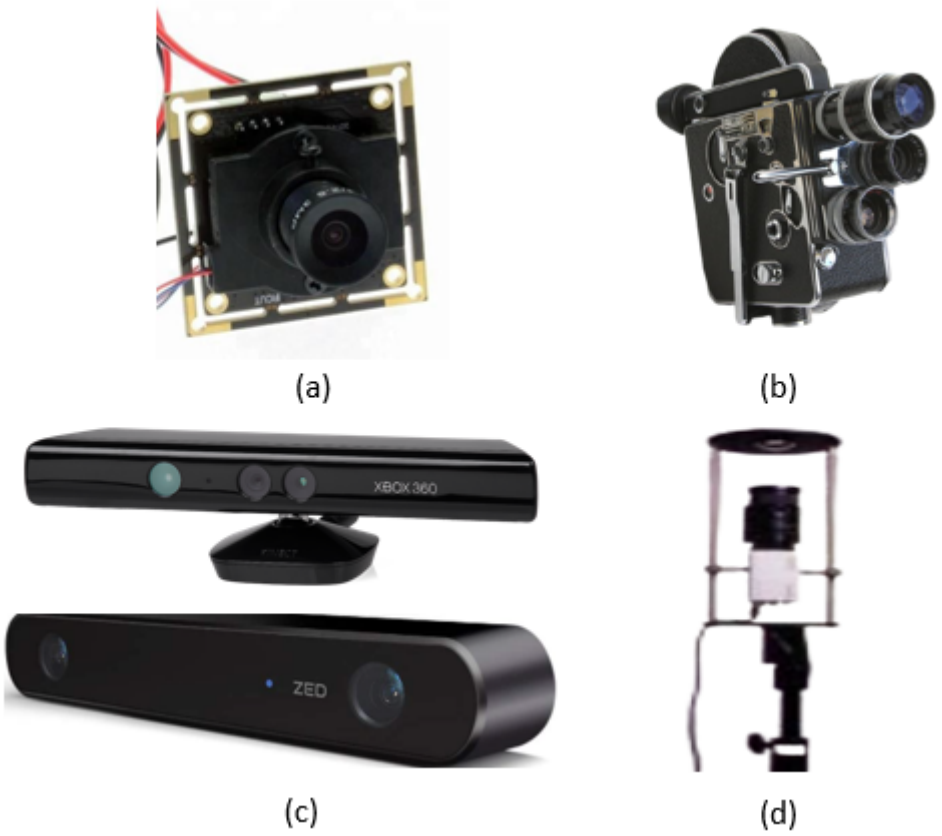


Figure I.2 – Exemple de systèmes de vision. (a) Système monoculaire. (b) Système Tri-focal « Bolex Paillard H16 ». (c) Système stéréo « Caméra Kinect de Microsoft » en haut et caméra ZED en bas. (d) caméra omnidirectionnelle de Nayar.

Les systèmes de vision 2D ont étaient utilisés dans plusieurs domaines tels que le contrôle de qualité, la reconnaissance de visages, la détection de fruits, etc. Par contre, le champ de vision limité de ces systèmes et l'absence de l'information 3D sont des limitations reconnues. Dans le domaine de la robotique, il est nécessaire d'avoir un maximum d'informations, permettant au robot d'interagir avec son environnement : navigation, analyse, détection et action. Globalement, les systèmes de vision peuvent être classés sous différentes catégories : systèmes actifs/passifs, systèmes matriciels/vectoriels, etc.

2.1 Systèmes passifs

La reconstruction 3D des objets représentent l'un des plus anciennes défis de la vision par ordinateur, surtout en temps réel et très peu de méthodes ont été présentés dans la littérature pour cette tâche, en utilisant un ou plusieurs caméras. Les méthodes utilisant une seul camera se basent sur l'extraction de certains caractéristiques de l'image pour l'estimation de la profondeur. généralement,

les méthodes basés sur la stéréo vision sont les plus utilisées []. Cette approche est basé sur l'extraction des caracteristiques de l'objet en utilisant deux acquisitions simultanés de la même scène par deux cameras espacées d'une distance appelé "Ligne de base" (Figure I.3). La position des objets dans les deux images est utilise par la suite pour effectuer une triangulation permettant d'avoir une information sur la profondeur.

Un système de vision passif est un système qui mesure l'intensité lumineuse émise par les objets de son environnement, et la convertit en signal électrique puis en signal numérique par le biais d'une caméra [5] en utilisant une ou plusieurs caméras pour l'acquisition de l'image.

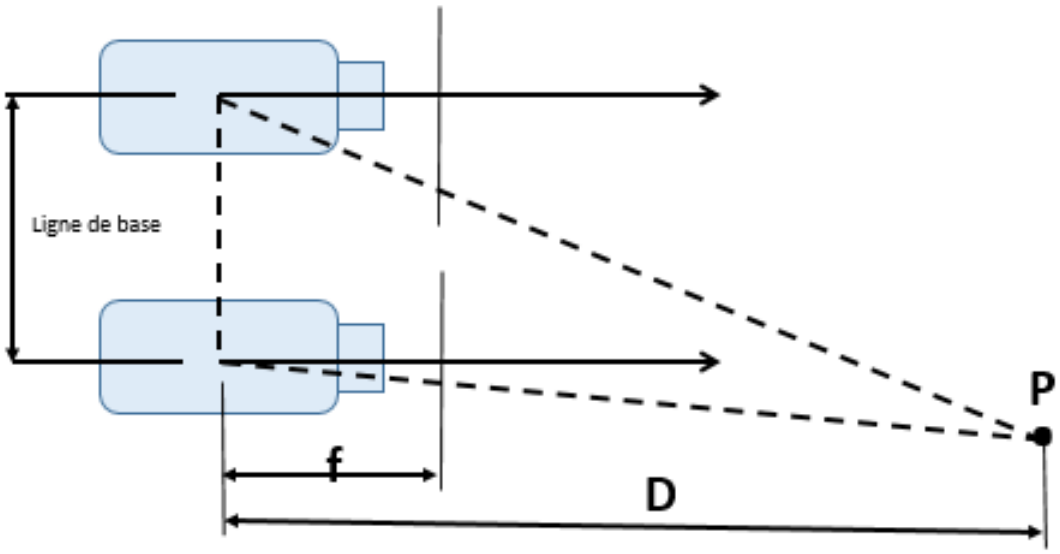


Figure I.3 – Principe de triangulation passive.

Plusieurs travaux ont été proposés dans ce contexte. Astrand et al. ont proposé un système de vision pour le suivi des billons par un tracteur agricole [6]. Un autre système de vision des mêmes auteurs a été proposé pour le désherbage par robot mobile agricole [7]. Jasinski et al. ont proposé un système de vision pour la classification des plantes ainsi qu'adventice [8]. Un autre système de vision omnidirectionnelle stéréo intégré dans un tracteur agricole a été proposé par Yang et al, pour la détection de personnes (considérés comme obstacle) dans le champ agricole [9].

2.2 Systèmes actifs

Un système visuel est dit actif lorsqu'on remplace l'une des caméras par un illuminateur, projecteur, laser ou autre appareil qui projette de la lumière structurée. Dans ce cas, l'information 3D de la scène est extraite en cherchant les motifs projetés sur l'objet souhaité.

Un système de vision actif, appelé « DAVID 4 PRO » (Figure I.4), a été proposé par l'Université technique de Braunschweig, pour la reconstruction des formes en 3D en utilisant une caméra liée à un Laser [10]. Nissimov et al. ont proposé un système de vision actif, basé sur une Kinect Microsoft, pour la détection d'obstacles sous serre [11]. Un autre système proposé par Marinello et al. utilise une Kinect pour la caractérisation du sol agricole [12]. Un autre système proposé par Abanay et al. utilise un Laser 2D et une caméra infrarouge pour des applications agricoles sous serre de fraisier [13]. L'avantage majeur de ce type de systèmes est leur grande précision et résolution , ce qui conduit a une reconstruction 3D de meilleure qualité que les systèmes passifs. par contre, ils sont limités a des objets statiques.



Figure I.4 – Caméra et projecteur du la solution DAVID 4 PRO.

2.3 Systèmes à caméra matricielle/linéaire

Un système de vision à caméra matricielle utilise une caméra avec un capteur (CCD ou CMOS) composé de pixels formant une matrice de taille MxN, oú M et N sont les nombres de lignes et de colonnes de la matrice (Figure I.5.a). D'autre part, un système de vision caméra linéaire utilise une caméra avec un capteur (CCD ou CMOS) avec une dimension de $1xN$ (Figure I.5.b). Ce type de caméra est largement utilisé dans la vision industrielle où la vision linéaire offre plus d'avantages que les caméras matricielles, par exemple l'inspection des défauts les pièces usinées, l'adaptation avec les espaces réduits.



Figure I.5 – (a) Caméra matricielle. (b) Caméra linéaire : La caméra linéaire Spyder.

2.4 Systèmes à large champ

La vision à large champ de vue ou vision omnidirectionnelle est le procédé de vision permettant d'avoir une sphère de vue de l'environement qui nous entoure, permettant par conséquent d'avoir une vue de 360°par rapport à l'axe vertical. Par contre, la vision panoramique n'est qu'un extrait de la vision omnidirectionnelle (Figure I.6)

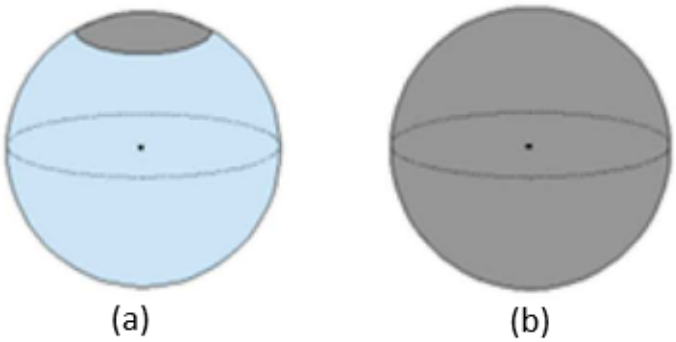


Figure I.6 – (a) Champ de vue classique (b) champ de vue panoramique.

L'utilisation d'un système de vision à large champ de vue fait augmenter l'efficacite de plusieurs systèmes tel que la télésurveillance et la robotique. Une image omnidirectionnelle peut être acquise par quatre approches, qui sont inspirer généralement de la vision animale, que nous allons voir en détails dans le chapitre suivant :

— Objets spéciaux (Fish-eye).

— Utilisation de plusieurs images.

— Caméra rotatif.

— Miroirs convexes (camera catadioptrique).

Chaque approche présente des avantages et des inconvénients vis-a-vis le coût d'acquisition, de traitement et de réalisation. Une caméra fish-eye donne un large champ de vue mais avec des distorsions géométriques difficiles à corriger.D'autre part, l'utilisation de plusieurs images donne une résolution élevé, mais avec un coût d'acquisition élevé (problème de synchronisation des frames). L'utilisation des miroirs convexe présente une solution fiable et moins coûteuse mais avec une résolution moins faible, surtout s'il sont embarqués dans des plateformes robotique, ou une résolution élevé n'est pas toujours demande.

2.5 Systèmes de vision embarqués

Un nombre croissant d'appareils et de machines « intelligents » imposent de nouvelles exigences aux fonctionnalités et aux systèmes d'images embarqués, qu'il s'agisse de voitures sans conducteur, d'aspirateurs intelligents ou de robots agricoles, seuls les composants natifs des systèmes de vision entièrement intégrés les rendent efficaces.
La vision embarquée donne une intelligence visuelle aux plateformes sur lesquelles elle est installée, et leur apprend à voir et à penser. La vision embarquée dans un dispositif définit l'intégration du traitement d'image avec le traitement numérique des informations visuelles et des algorithmes intelligents pour évaluer une image acquise par le système. De cette façon, une machine qui peut voir et penser peut réagir aux événements et aux processus et interagir avec l'environnement.
Les systèmes de vision embarqués sont utilisés dans des applications telles que les voitures autonomes [14], les drones [15], les systèmes de contrôle de qualité industriels [16], les plateformes mobiles agricoles [17], etc. Chacune de ces applications déploie des systèmes de vision embarqués spécialement conçus à cet effet.
Les plateformes mobiles agricoles utilisent de plus en plus des systèmes de vision embarqués afin d'augmenter la quantité de l'information acquise par ses capteurs visuels, permettant ensuite d'interagir avec leur environnement. L'intégration d'un tel système dans une plateforme robotique agricole permet d'améliorer le fonctionnement du robot et de diversifier ses tâches.

3 Plateformes mobiles robotiques agricoles

3.1 Bref historique

Depuis plusieurs décennies, les robots occupent une place importante dans de nombreux procédés de fabrication industriels. Ils évoluent alors dans un environnement connu et sont programmés pour répondre à des besoins précis et répétitifs. Les travaux menés depuis une dizaine d'années démontrent cependant une volonté de les voir s'intégrer dans notre quotidien et d'évoluer désormais dans un milieu inconnu et imprévisible. Différentes applications ont été initiées, en allant de la reconnaissance et du

mime d'émotions humaines, au franchissement de divers obstacles pour explorer des décombres ou encore des terrains minés, mais aussi des champs agricoles.

Cette évolution fait aujourd'hui, de la robotique agricole, un domaine très vaste au carrefour de nombreuses applications de l'agriculture intelligente. Bien que très diversifiés, les systèmes robotiques agricoles peuvent être classifiés selon plusieurs catégories, chacune a ses applications, ses avantages et ses limites.

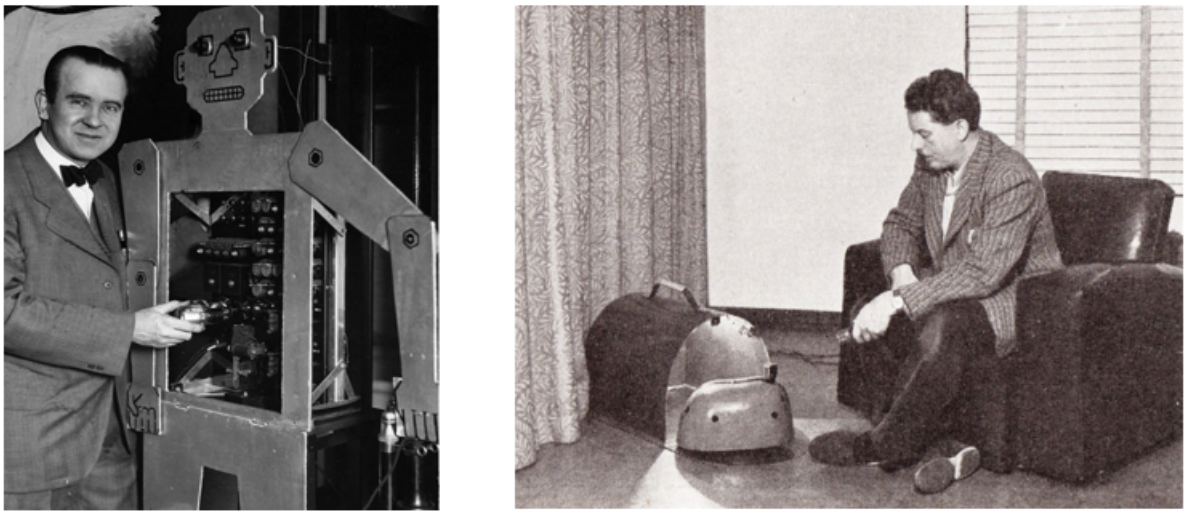
Le terme « robot » apparaît pour la première fois dans une pièce de Karel Capek en 1920 : Rossum's Universal Robots. Il vient du tchèque « robota » (qui signifie à peu près « servitude ». Dans cette pièce, l'auteur présente une vision des robots comme serviteurs dociles et efficaces pour réaliser les tâches pénibles, mais qui déjà vont se rebeller contre leurs créateurs. Mais nous avons attendu 1926 pour avoir un premier robot avec une tâche utile : televox (Figure I.7.a [1]), développé par Westinghouse Electric Corporation, c'est le premier robot contrôlé à distance, il permet d'ouvrir et fermer un switch.

La Tortue, construite par Grey Walter dans les années 1950 (Figure I.7.b [2]), est l'un des premiers robots mobiles autonomes. Il a utilisé des composants analogiques (tubes à vide par exemple) pour s'orienter vers la source de lumière, s'arrêter en cas d'obstacle et recharger ses propres batteries. Certes toutes ces fonctions ont été réalisées dans un environnement contrôlé, mais ils restent la base du développement de la robotique.

Pendant près de 10 000 ans, l'agriculture a été la principale activité qui rythmait le mode de vie des humains. Elle apportait plus de stabilité et de sécurité alimentaire pour les peuples qui vivaient auparavant de chasse et de cueillette. La révolution industrielle qui a eu lieu à la fin du 19ème siècle viendra bouleverser ce mode de vie millénaire en supprimant une grande partie du travail manuel agricole au profit d'un travail plus mécanisé et plus performant en termes de production. Un exode rural massif vers les villes s'en suivit et de nouveaux métiers se chargèrent d'acheminer les produits alimentaires vers les citadins.

Les travaux de recherche en matière de robotique agricole ont connu un "âge d'or" durant la première moitié des années 80. Les premiers robots agricoles sont apparus dans les années 1980, avec notamment des prototypes de robots de cueillette de fruits comme le robot MAGALI [18] de cueillette de pommes et le robot Euréka CITRUS [19] de cueillette d'agrumes. Depuis, plusieurs types de robots ont été proposés, chacun a ses fonctionnalités, ses avantages et ses inconvénients.
À partir des années 2000, une attention particulière a été portée, autant par des laboratoires que par des industriels notamment européens, sur la problématique du désherbage localisé. Pour ce faire, il est nécessaire de mettre en oeuvre des robots mobiles autonomes munis de fonctions de perception,

1. Source : history-computer.com
2. Source : cybernetzoo.com



(a) (b)

Figure I.7 – (a) Joseph Barnett et son robot Televox. (b) Grey Walter et son robot tortue.

de locomotion, de localisation et de navigation, qui sont adaptées à un environnement variable et complexe. Depuis la même époque, les applications de la robotique dans le domaine agricole se sont diversifiées, les progrès en vision par ordinateur et de l'électronique permettant de résoudre de nouveaux problèmes nécessitant des performances de manipulation et de mobilité élevées en termes de rapidité et de précision.

Depuis 2016, les robots agricoles connaissent un renouveau grâce aux avancées de la recherche en robotique, en technologie de l'information, en vision par ordinateur et en électronique. Un nombre important de technologies ont été intégrées et la dernière génération a gagné non seulement en sophistication et autonomie, mais aussi en performance. En effet, en plus de soulager le quotidien des agriculteurs, il s'agit aussi d'améliorer la performance globale de l'agriculture dans le contexte actuel des transitions (alimentaire, démographique, énergétique, écologique et économique) et de contribuer au développement d'une agriculture plus durable : diminution du temps de travail et plus grande flexibilité de l'organisation du travail, économie des produits agricoles, amélioration de la productivité et de la qualité sanitaire des élevages. Les robots comme Oz (désherbage), Dino (désherbage) et Ted (polyvalent), créés par la start-up toulousaine Naïo Technologies (Figure I.8 [3]), sont considérés comme les premiers robots capables de remplacer l'agriculteur puisqu'ils peuvent réaliser non plus une seule mais plusieurs tâches à la fois

3. Source : naio-technolgies.com

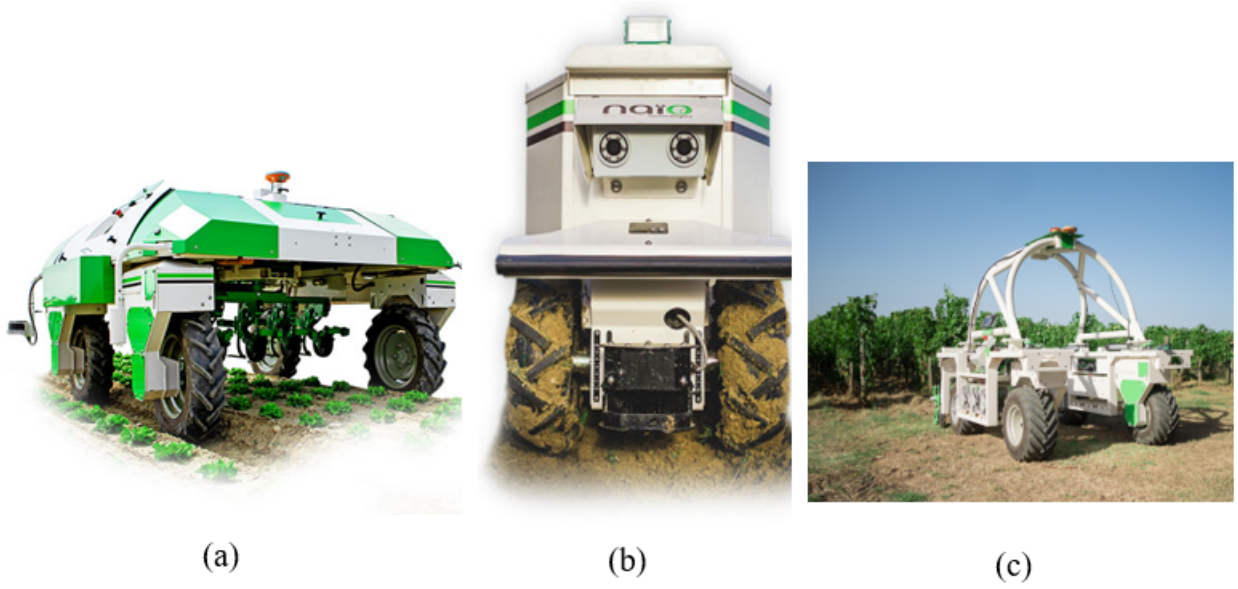


Figure I.8 – Robots agricoles de la société Naïo Technologies. (a) Robot oz. (b) Robot Dino. (c) Robot Ted.

3.2 Exemples de plateformes robotiques agricoles

Un robot agricole est une machine destinée à des fins agricoles, ils sont nommés aussi 'Agrobot' ou 'Agbot' c'est un ensemble de manipulateurs robotiques capables d'accomplir certaines tâches dans le domaine de l'agriculture, et ont pour but de remplacer la main d'oeuvre, diminuer le coût et le risque, et ils sont présentés selon différentes catégories d'applications.
Il existe différents domaines d'applications à ces Agrobots, à savoir les robots de récolte des fruits, les tracteurs et pulvérisateurs autonomes, et les robots tondeuses. Dans la plupart des cas, un grand nombre de facteurs doivent être pris en compte (par exemple la taille et la couleur des fruits à cueillir) avant d'engager une tâche. Les robots peuvent être utilisés pour d'autres tâches dans le domaine de l'agriculture, telles que l'élagage, le désherbage, la pulvérisation. Les robots peuvent également être utilisés dans le domaine de l'élevage (robotisation de l'élevage), dans des applications telles que la traite automatique et le lavage. Ce type de robots présentent de nombreux avantages pour le secteur agricole, notamment une meilleure qualité des produits frais, une baisse des coûts de production et un moindre besoin de main-d'ouvre. Dans cette partie nous présentons différents catégories de robots agricoles publiés dans la littérature et commercialisés à ce jour.

Une première catégorie est celle des robot de cueillette, comme par exemple le robot **Harvest CROO Robotics** présenté par la société Harvest CROO Robotics en 2013 [], qui a pour objectif principal la récolte de fraises dans un champ agricole. Le robot dispose d'un bras de cueillette capable d'examiner les fraisiers et de sélectionner parmi les fraises qui sont mûres, en utilisant l'intelligence

artificielle (Figure I.9.a [4]). Le robot **Virgo** (Figure I.9.c [5]) [] de la société Root-AI est un robot mobile autonome qui a été conçu pour la cueillette des fruits et légumes. Il est omposé de plusieurs caméras liées à des algorithmes de vision par ordinateur permettant l'identification des tomates prêtes à être cueillies, et une pince de préhension spécialement conçue, capable de manipuler délicatement les produits, évitant ainsi tout dommage.

La deuxième catégorie consiste aux robots de surveillance de la culture, comme celui Développé par l'université de Sydney, **Ladybird** (Figure I.9.b [6]) [] est un robot autonome pour surveiller, prévenir et même corriger différents problèmes liés aux cultures, en utilisant différents types de capteurs et algorithmes (lasers, bras robotisés, caméras, système GPS, etc.), tout en travaillant avec l'énergie provenant de ses panneaux solaires. Un autre dispositif développé par la société américaine **AgEagle** [], utilise des données agricoles capturées par ses drones agricoles et effectue leur analyse à l'aide d'un logiciel basé sur le cloud pour aider les clients à augmenter les rendements et les bénéfices des cultures grâce au données collectés par les différents types de caméras (thermique, RGB et multi-spectral) (Figure I.9.d [7]).

la troisième catégorie est celle des Robots de pulvérisation d'eau et de pesticides. Dans [] un robot mobile pour la pulvérisation de pesticides est présente. Le robot contient deux LIDAR (Vertical et horizontal) pour la navigation entre les billons et la détection des plantes à pulvériser, et un bras contenant plusieurs buses. Un autre robot présenté dans [], utilise un bras robotisés et un système de détection des plantes pour une pulvérisation localisée et autonome.

Chaque type de robots agricoles présente des avantages et des limitations, d'où l'intérêt de développer un robot agricole permettant de rassembler un maximum d'avantages avec un contournement des limites présentées dans la littérature. Pour cela, nous avons opté pour le développement d'un robot mobile agricole, nommé Agri-Eco robot [20] pour la pulvérisation autonome et localisée de pesticides, le robot est détaillé dans **le chapitre 3**

4. Source : growingproduce.com/
5. Source : root-ai.com
6. Source : sydney.edu.au
7. Source : prnewswire.com

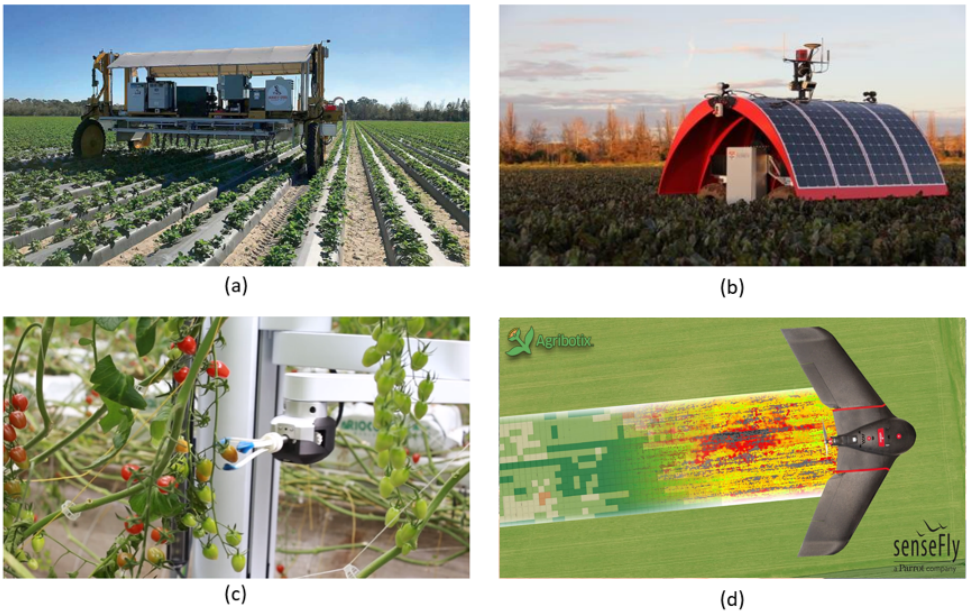


Figure I.9 – Les robot : (a) Harvest CROO Robotics (b) ladybird. (c) Virgo (d) AgEagle.

4 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un état de l'art des systèmes de vision et des plateformes mobiles agricoles, en commençant par le premier système qui peut être appelé robot, jusqu'au robots avancés de la société Naïo Technologies qui ont changé le marché de la robotique agricole. Par la suite, Dans les chapitres suivants, nous détaillons les différents algorithmes et systèmes développés pour le robot mobile Agri-Eco. Ces algorithmes ont été développés spécialement pour des applications de robotique agricoles.

Chapitre II

Systèmes de vision omnidirectionnelle

1 Introduction

Le mot « panorama » remante au $XVIII^{éme}$ siècle et composé des mots grecs « pan » qui signifie « tout », et « horama » qui signifie « vue ». Dans le langage courant, cela se réfère à la vue d'un objectif grand angle.

Les images omnidirectionnelles ou panoramiques, grâce à leur large champ de vue qui atteint les 360°, représentent une riche source d'informations. L'utilisation de ce type d'images dans des systèmes robotisés ou autonome augmente leur interaction avec leur environnement, ce qui augmente considérablement leurs performances.

L'objectif de ce chapitre, en plus de l'état de l'art des systèmes de vision omnidirectionnelle est la conception et la réalisation d'un suiveur solaire basé sur la vision omnidirectionnelle. Le capteur de vision utilisé permet, en utilisant les algorithmes de vision développés, de détecter à la fois la position du soleil et l'état de propreté du panneau solaire PV.

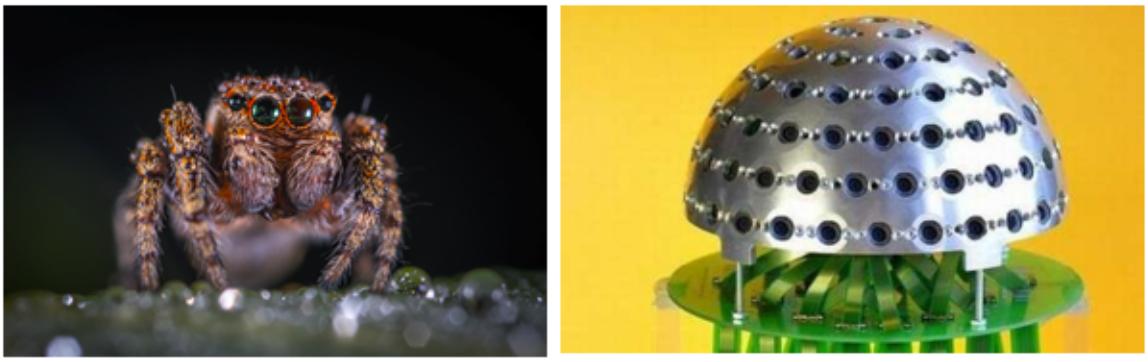
2 Les systèmes de vision omnidirectionnelle catadioptriques

2.1 Contexte général

Depuis l'antiquité, l'Homme cherche à imiter la nature qui l'entoure. Pour cela, il a essayé depuis les âges anciens de construire des systèmes permettant d'arriver à cet objectif. La vision est certainement le sens la plus important dans la nature, c'est le sens avec lequel on peut analyser l'environnement qui nous entoure.

Chez l'humain, comme les animaux, le composant le plus important dans le système de vision est le capteur de vision, qui est présenté chez nous par deux yeux permettant la capture de la lumière qui

sera par la suite transmis au cerveau par le biais du nerf optique. Mais malgré son aspect évolutif, l'oeil humain présente toujours des défauts ou des limitations comme le champ de vue limité, le point aveugle, etc. Par contre dans la nature, on trouve des systèmes de vision hautement développés : les insectes profitent de leurs yeux composés de plus de dix mille récepteurs sensibles à la lumière (appelés ommatidies) pour avoir un champ de vue très large. Les crustacés utilisent une combinaison de miroirs multicouches et de surfaces de réflexion, permettant une concentration de la lumière sur différentes parties de la rétine, etc. Cette diversité a poussé les chercheurs à construire des systèmes de vision pour différentes applications, basés sur les systèmes de vision animale. Un exemple très populaire : Afshari et al. ont proposé dans [21] un système de vision omnidirectionnelle (Figure II.1.b [1]), appelé Panoptic caméra, inspiré de l'araignée sauteuse (Figure II.1.a).



(a) (b)

Figure II.1 – (a) l'araignée sauteuse. (b) Panoptic caméra

Dans la dernière décennie, les systèmes de vision omnidirectionnelle ont trouvé un grand succès dans le domaine de vision par ordinateur. Nous verrons dans la partie suivante les différents types de systèmes de vision omnidirectionnelle, leurs avantages et leurs limitations.

2.2 Classification des systèmes de vision catadioptriques

2.2.1 Systèmes rotationnels

L'idée ici est d'utiliser un système à caméra unique, qui pivote autour d'un axe vertical avec une vitesse angulaire fixe, permettant ainsi de faire plusieurs acquisitions séparées avec un temps fixe. Par la suite, les images acquises sont rassemblées par le biais de mosaïque (Figure II.2), plusieurs chercheurs se sont intéressés à ce type de caméras [22]-[24].

1. Source : trendhunter.com

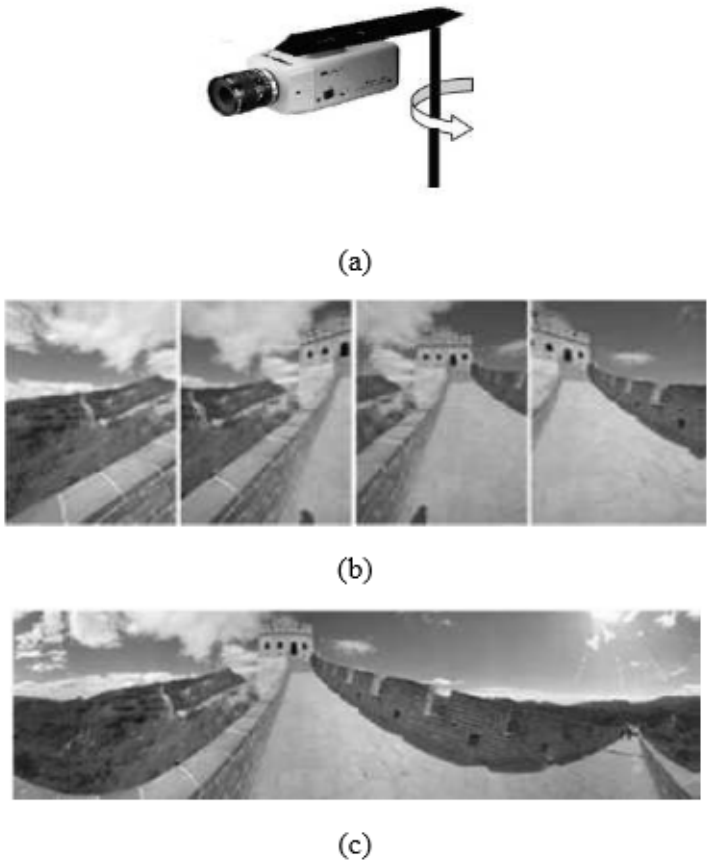


Figure II.2 – Système rotatif. a) caméra omnidirectionnelle. b) multiple acquisition c) image résultante

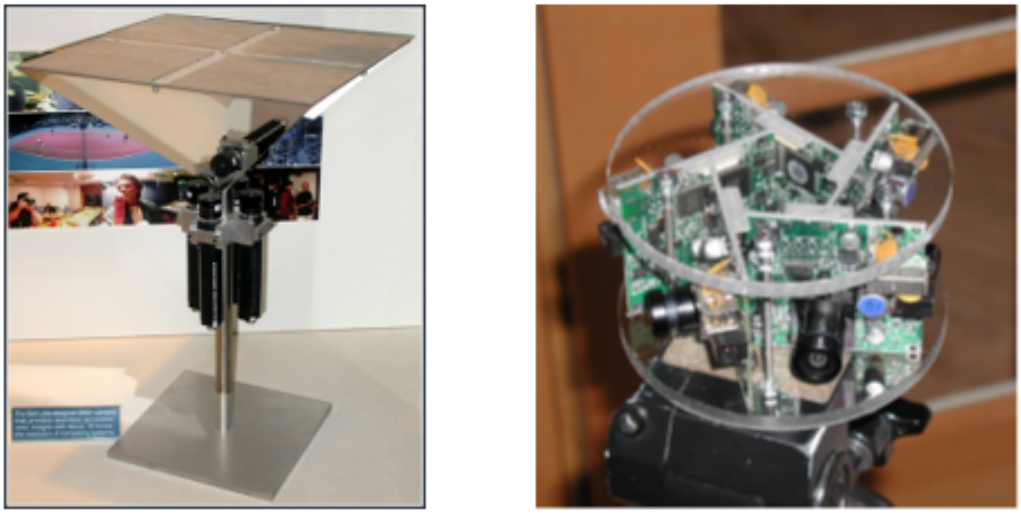
Ce type de systèmes présente plusieurs limitations, à savoir : la synchronisation des frames, la stabilité du support, la synchronisation de la rotation avec le système d'acquisition et le temps d'acquisition. Ces limitations rendent impossible l'utilisation de ce type de caméra dans un milieu dynamique ou dans des applications en temps réel.

2.2.2 Systèmes à multiples caméras

Contrairement aux systèmes rotatifs, les systèmes à multiples caméras utilisent plusieurs caméras fixes pour générer une image panoramique, à condition d'avoir un champ de recouvrement entre les caméras, cela permettant de réduire le temps d'acquisition et de contourner les inconvénients présentent dans la catégorie précédente. Le système à multiples caméras le plus connu dans la littérature est celui proposé dans [25], appelé FullView, qui utilise quatre caméras CCD, chacune est liée à un miroir triangulaire liée aux autres miroirs pour former un pyramide (Figure II.3.a [2]). Un autre système à

2. Source de la figure [27]

multiple caméras a été proposé par Microsoft nommé RingCam (Figure II.3.b [3])[26]. L'inconvénient principal de ces types de systèmes est le coût élevé de réalisation et la difficulté de synchroniser le champ de recouvrement entre les caméras afin d'éviter les angles morts.



(a) (b)

Figure II.3 – Exemples de systèmes à multiples caméras (a) Système FullView . (b) Système RingCam de Microsoft

2.2.3 Lentille spéciale : Caméra Fish-eye

Une caméra Fish-eye (Figure II.4) est une caméra perspective utilisant une lentille fish-eye (référence à l'oeil de poisson) permettant au capteur d'avoir une distance focale très courte, ce qui influence directement le champ de vue du système qui devient très large (approximativement 180°). Ce concept a été proposé pour la première fois en 1924 par Hill [28] essentiellement pour la météorologie.

Les difficultés trouvées dans ce type d'images sont : la distorsion de l'image, la non-uniformité de la résolution de l'image et la difficulté d'appliquer directement les algorithmes de traitement d'images usuelles.

2.2.4 Capteurs catadioptriques : mono et stéréo

Les miroirs sont des surfaces de forme spécifique spéculaires, ce qui permet d'acquérir la scène autour de ces dispositifs via une caméra perspective, la combinaison miroir + caméra s'appelle une

3. Source de la figure [5]

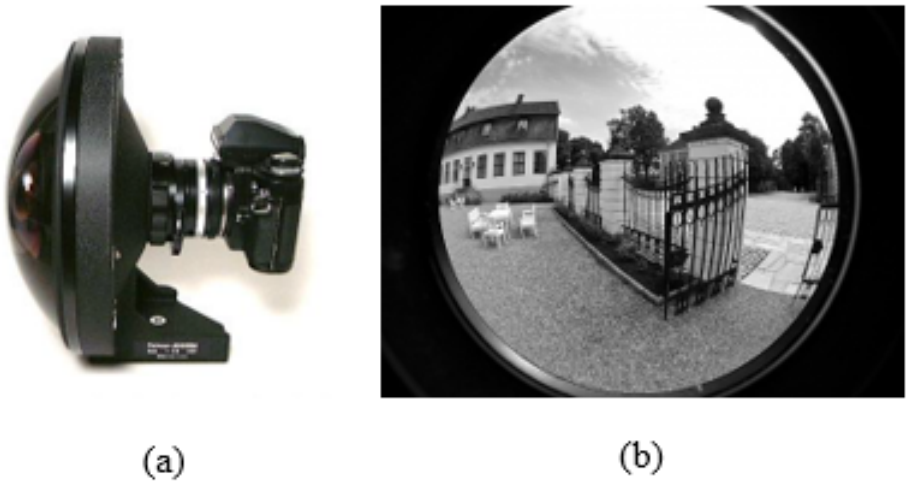


Figure II.4 – (a) Lentille Fish-eye. (b) Image Fish-eye

caméra catadioptrique [29].

Le mot *Catadioptrique* vient de la fusion des deux mots, catoptrique (Miroir) et la dioptrique (lentille), ce concept a été introduit la première fois par Descartes en 1637 [30]. Les systèmes catadioptriques fournissent une description riche de l'environnement qui les entoure, ce qui augmente la quantité d'informations visuelles fournies, augmentant par la suite son efficacité. Différents types de miroirs sont utilisés avec une caméra perspective tels que : les miroirs parabolique, hyperbolique, sphérique et conique [31][32]. Chaque type a ses principaux avantages et inconvénients.

Le premier travail appelé «*SPHEREO*» a été initié par *Nayar* en 1989 [33] qui propose un système de vision catadioptrique stéréo pour l'estimation de la profondeur dans une scène 3D. Le système est composé de deux miroirs sphériques et d'une caméra fixe (Figure II.5.a). Depuis, de nombreuses configurations et applications ont été proposées dans ce domaine. Dans [34], Barone et al. ont proposé une configuration optique stéréo composée de deux caméras perspectives avec un miroir sphérique qui permet la reconstruction des surfaces cibles avec une seule acquisition (Figure II.5.b). Maohai et al. décrivent dans [35] une stratégie de navigation topologique robuste pour un robot mobile omnidirectionnel utilisant une caméra omnidirectionnelle. El Kadmiri et al. ont proposé dans [36] un système de vision omnidirectionnel stéréo motorisé, embarqué sur un robot mobile, pour l'estimation de la profondeur à l'aide d'un miroir sphérique et une caméra CCD. De plus, Shi et al. [37] proposent un système de vision omnidirectionnel basé sur trois caméras monoculaires et une caméra stéréo (Figure II.5.c).

Les capteurs catadioptriques peuvent être classés selon plusieurs critères, le plus important est la notion de centralité. Un capteur est dit central s'il satisfait la contrainte de point de vue unique

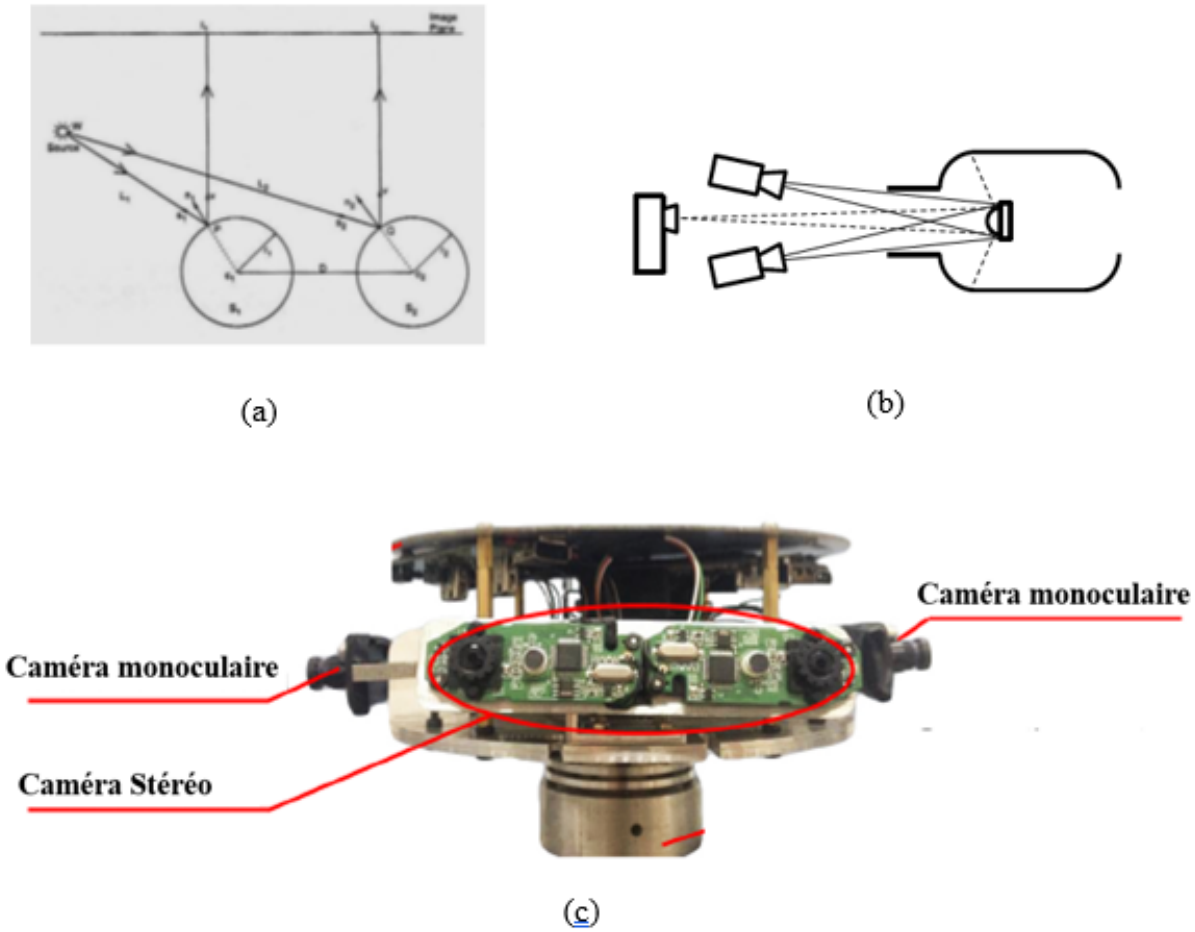


Figure II.5 – Exemples de systèmes de vision omnidirectionnelle présentés dans la littérature.

SVP (Single viewpoint). Cette contrainte est définie par David G. Lowe en 1987 [38] par le fait que lorsque tous les rayons lumineux principaux entrant dans la lentille se croisent en un seul point. Une image avec un contenu métrique non déformé est obtenue, cela peut être positivement traduit par une élimination du distorsion lors du passage à une image panoramique. Dans leur travail intitulé : "A theory of catadioptric image formation" [39], Baker et Nayar ont démontré quels sont les formes satisfaisants cette contrainte.

Plusieurs types de miroirs peuvent être l'objet d'association avec une caméra perspective afin de construire un capteur catadioptrique. Nous verrons dans ce qui suit les différents types de miroirs utilisés dans la littérature, leurs avantages et inconvénients.

— **Miroir hyperbolique**

Les miroirs hyperboliques sont entre les types les plus difficiles à concevoir. Par contre, ils satisfont la contrainte du SVP si le centre optique de la caméra perspective est placé dans l'un des deux points focaux du miroir (Figure II.6 [4]). Les auteurs dans [40] ont proposé une caméra catadioptrique à base du miroir hyperbolique couplé à un LIDAR scan (Light Detection and Ranging) pour la cartographie du lieu. Immawan et al ont proposé une combinaison d'un miroir hyperbolique et d'une caméra CCD pour des tâches de surveillance [41].

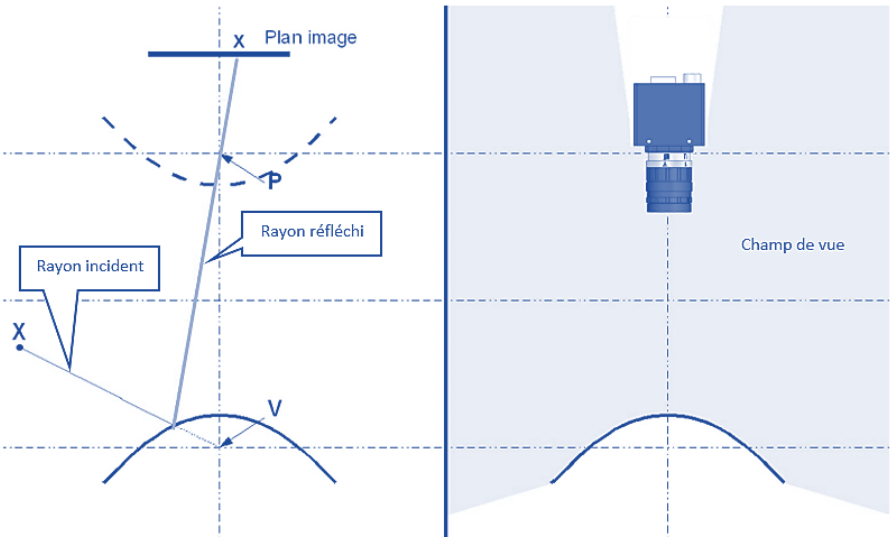


Figure II.6 – Système catadioptrique à miroir hyperbolique.

— **Miroir parabolique**

Un autre type de miroir qui satisfait la contrainte de point de vue unique est le miroir parabolique. Ce type de miroir, comme son nom l'indique, est représenté par la forme d'une parabole, de ce fait les rayons entrant sont réfléchis parallèlement à l'axe optique et passent par le focal du miroir (Figure II.7 [5]). Gluckman et al ont proposé dans [43] un capteur catadioptrique compacte, basé sur deux miroirs paraboliques, avec une configuration permettant l'estimation de la profondeur avec une seule prise de vue. Dans le travail proposé par Yi et al, les auteurs ont utilisés un miroir parabolique afin de proposer un système de télémètre omnidirectionnel [44].

— **Miroir sphérique**

Les miroirs sphériques, au contraire des autres types cités auparavant, ne respectent pas la contrainte de point de vue unique (miroir non-central), sauf dans le cas où le centre optique de la caméra est placé dans le centre de la sphère (Figure II.8 [6]), ce qui est pratiquement impossible à réaliser. Par

4. Source de la figure [42]
5. Source de la figure [42]
6. Source de la figure [42]

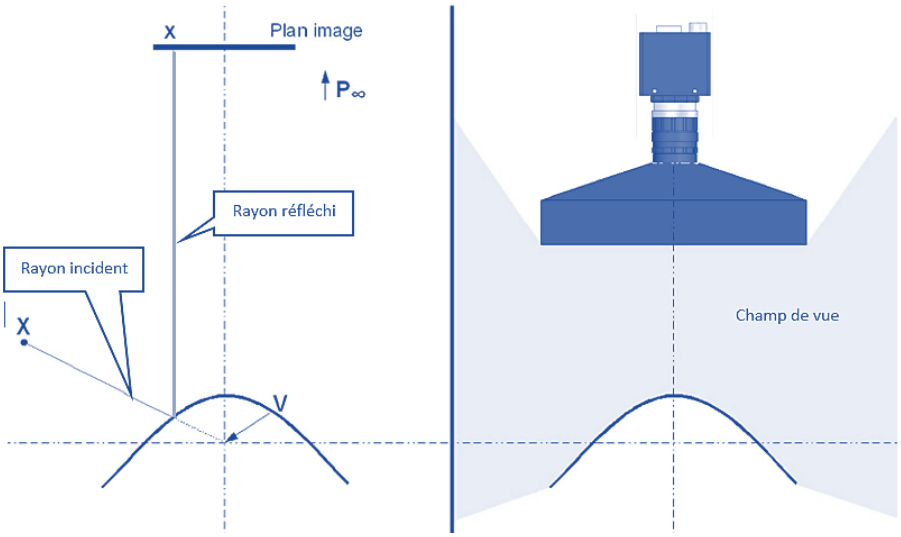


Figure II.7 – Système catadioptrique à miroir parabolique.

contre, ce type présente un choix attirant dans plusieurs applications, grâce à son coût réduit et sa à facilité de manipulation. Les auteurs dans [34][45] ont utilisé un miroir sphérique pour arriver à un capteur catadioptric non-central.

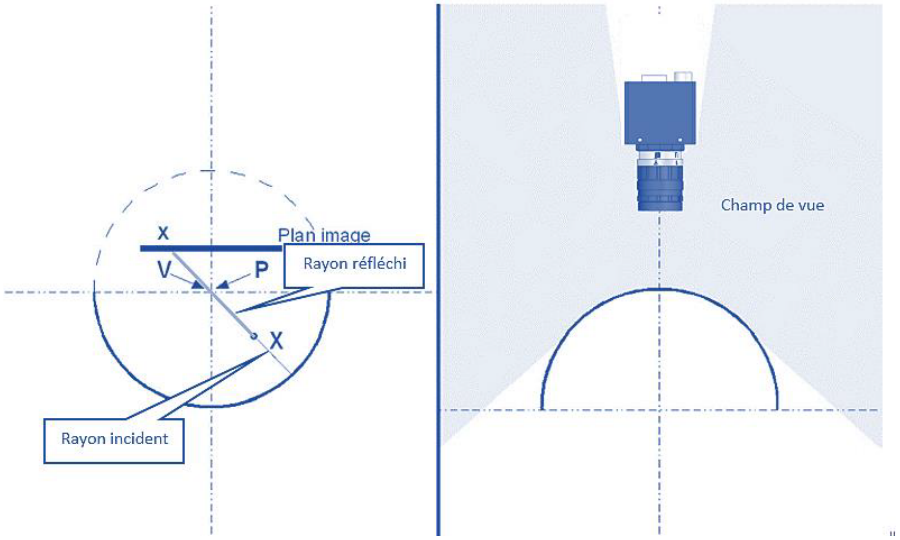


Figure II.8 – Système catadioptrique à miroir sphérique non-central.

Chaque type de miroir présente des avantages et des inconvénients, le tableau II.1 résume les propriétés de chaque type.

Forme du miroir	Champ de vue vertical	Equation de la surface	SVP	Lentille	Distance focale
Sphérique	[-90,10]	$x^2+y^2+z^2=r^2$	Non	Normale	Courte
Conique	[-45,45]	$x^2+y^2=z^2$	Non	Normale	Longue
Hyperbolique	[-95,45]	$\frac{(z+\frac{d}{2})^2}{a^2}-\frac{x^2}{b^2}+\frac{y^2}{b^2}$	Oui	Normale	Courte
Parabolique	[-90,45]	$\sqrt{x^2+y^2+z^2}=z+2p$	Oui	Télécentrique	Courte

Tableau II.1 – Tableau récapitulatif de différents types de miroirs.

Le large champ de vue de la caméra omnidirectionnelle lui permet d'être un élément nécessaire, moins couteux et performant dans plusieurs applications. Les auteurs dans [46] ont utilisé la vision omnidirectionnelle pour l'estimation de l'altitude d'un drone. Never et al. ont utilisé la vision omnidirectionnelle pour des robots de football [47]. D'autres travaux présentés dans [48]-[50] ont utilisé la vision omnidirectionnelle pour la navigation de robots mobiles.
La vision omnidirectionnelle catadioptrique représente une solution pratique et peu coûteuse dans le domaine de la robotique. Comme nous l'avons vu dans le premier chapitre, l'objectif de notre projet est la réalisation d'un robot mobile pour des applications agricoles sous serre. Ce robot doit être écologique et utilise une énergie renouvelable propre comme source principale d'énergie électrique pour son fonctionnement, d'où est venu l'idée d'utiliser une combinaison de système de production d'énergie électrique et un système de vision omnidirectionnelle catadioptrique pour augmenter la production d'énergie électrique destiné au robot. Dans la partie suivante, nous proposons le développement d'un Tracker solaire utilisant la vision omnidirectionnelle dédié à la production de l'énergie électrique.

3 Développement d'un système de Tracker solaire

La réduction des sources d'énergie fossiles, le développement social et économique et la croissance démographique ont augmenté la consommation d'énergie électrique au Maroc. Pour cela, de nombreuses recherches ont été faites [51]-[55] sur les bienfaits des sources naturelles afin d'avoir une énergie renouvelable, efficace et propre. parmi ces énergies renouvelables, on trouve l'énergie solaire qui représente une source d'énergie inépuisable et renouvelable la plus utilisée de nos jours [56]. Le Maroc, profite de sa position géographique pour devenir l'un des leaders mondiaux dans le secteur de l'énergie solaire, grâce à son projet NOUR divisé en cinq étapes : NOOR I, II, II, IV et V, avec une capacité de production totale de 1000 MW [57], d'où l'intérêt de développer des systèmes permettant d'augmenter l'efficacité des systèmes de production d'électricité.

Parmi les systèmes qui ont participé à la révolution dans le domaine de l'énergie électrique, on trouve les trackers solaires, qui représentent l'un des systèmes les plus récents utilisés pour augmenter la production d'électricité et réduire le coût par watt de l'énergie solaire. Le tracker solaire est un système qui oriente automatiquement les panneaux solaires vers la direction du soleil afin d'avoir un angle d'incidence optimale du rayonnement solaire [58]-[60]. Ces systèmes peuvent être classifiés en

différentes catégories : trackers passifs / actifs et seul ou á double axe.
Les trackers passifs, contrairement aux actifs, ne nécessitent aucun composant électrique. Même s'ils sont moins chers, ils ne sont pas tolérables par les clients [61]. Pour un choix bien défini, de nombreuses études comparatives des suiveurs solaires ont été effectuées dans [53][62][63] afin de montrer les inconvénients et les avantages de chaque type de tracker.

Au cours de la dernière décennie, l'utilisation de la vision par ordinateur dans les énergies renouvelables a augmenté. Dans [64][65], les auteurs ont utilisé un télescope à agrandissement réglable avec une caméra webcam pour détecter la position du soleil, ces configurations ont l'inconvénient du champ de vue limité de la caméra. Poulek et al. ont proposé dans [66] un tracker solaire avec un champ de vue de 360°, mais ce concept a été couplé à un système à axe unique, ce qui diminue son efficacité [67]. Afin d'éviter les limitations présentées dans les trackers classiques, nous avons proposé, dans le brevet numéro MA46810 [68], un tracker solaire à deux axes basé sur un système de vision omnidirectionnel à champ de vue de 360°. Ce large champ de vue augmente l'efficacité du système en étant capable de détecter la position du soleil en temps réel indépendamment de sa position.
Cette efficacité peut être clairement diminuée par le dépôt d'impuretés dans la surface du panneau PV [69], pour éviter cette limitation, un programme de nettoyage est nécessaire. Dans cette section, nous proposons le développement d'un tracker solaire utilisant comme capteur visuel une caméra omnidirectionnelle. L'utilisant du capteur omnidirectionnel, conjugué aux algorithmes de vision développés, nous a permis de détecter à la fois la position du soleil en temps réel, et l'état de propreté des panneaux PV.

3.1 Besoin énergétique et dimensionnement

Comme nous l'avons cité auparavant, le tracker solaire a pour objectif principal de fournir au robot « AgriEco », décrit dans le premier chapitre, son besoin en énergie propre. Pour cela, l'installation photovoltaïque doit être choisie de telle façon à produire de l'énergie électrique suffisante pour satisfaire ce besoin. Pour cela, une étude de dimensionnement de l'installation s'avère nécessaire.

Étape 1 : Besoin journalier
Le tableau II.2 montre la consommation d'énergie des composants essentiels du robot et leur nombre d'heures de fonctionnement.

Matériel	Puissance	Nombre d'heures de fonctionnement par jour
Quatre roues motrices	250W	4
Capteurs de perception	5W	4

Tableau II.2 – Puissance et nombre d'heures d'utilisation des différentes parties du robot.

Étape 2 : Consommation quotidienne du robot.

Pour un fonctionnement quotidien de l'ordre de 4 heures, nous avons :

$$E_c = 4 \times 4 \times 250 + 4 \times 5 = 4080Wh/Jour \tag{II.1}$$

Étape 3 : Calcul de l'énergie électrique E_p que devrait produire les PV pour répondre à l'énergie quotidienne demandée par le robot, nous avons :

$$E_p = \frac{E_c}{k} = \frac{4080}{0.85} = 4800Wh/jour \tag{II.2}$$

où $k = 0.85$ est un facteur de correction qui tient compte :

— Des différentes pertes (de conversion, de stockage, de régulation, de pertes de charge, etc.) de l'installation photovoltaïque à utiliser.

— De l'incertitude métrologique

— De l'inclinaison non corrigée des modules

— Du rendement de charge et décharge des batteries

— Du rendement du régulateur

— Des pertes dans les câbles

Étape 4 : Calcul de la puissance crête de l'installation photovoltaïque à installer :

$$P_c = \frac{P_i \times E_p}{I_r} \tag{II.3}$$

où $P_(i) = 1000W/m^2$ est la puissance d'éclairement solaire aux conditions STC.
I_r est l'irradiation sur Rabat. En se basant sur le tableau suivant, nous avons $I_r = 3237.5Wh/m^2/j$.

Mois	Hh	Hopt	H(90)	Iopt
Janv.	3000	4680	4570	59
Fev.	3940	5450	4620	51
Mars	5480	6520	4430	38
Avril	6400	6700	3250	22
Mai	7240	6810	2350	7
Juin	7750	6930	1930	0
Juil.	7800	7160	2140	4
Aout	7140	7180	2930	16
Sept.	5830	6670	3990	32
Oct.	4560	6000	4710	47
Nov.	3270	4930	4630	57
Dec.	2740	4480	4590	62
Année	5440	6130	3670	31

Tableau II.3 – Irradiation Moyenne à Rabat, Maroc.

Étape 5 : Calcul du nombre N de panneaux à installer en série ou en parallèle.
Le nombre de panneaux N est donné par :

$$N = 1 + ent(\frac{P_c}{P_{max}}) \tag{II.4}$$

où P_{max} est la puissance maximale d'un seul panneau photovoltaïque (dans notre cas 450W).

$$N = 1 + ent(\frac{P_c}{P_{max}}) = 4 \tag{II.5}$$

Étape 6 : Nombre de panneaux en série et en parallèle.

$$N = N_s \times N_p \tag{II.6}$$

N_s et N_p sont le nombre de panneaux montés en série et en parallèle respectivement :

$$N_s = 1 + ent(\frac{U_f}{U_{MPP}}) = 2 \tag{II.7}$$

où U_f est la tension de fonctionnement de l'installation photovoltaïque et U_{MPP} la tension au point de fonctionnement maximal.

$4 = 2 \times N_p$ donc $N_p = 2$ Panneaux en parallèle

Étape 7 : Représentation schématique du montage. Le montage est constitué de deux strings (ou chaines) en parallèle contenant chacune deux modules en série (Figure II.9).

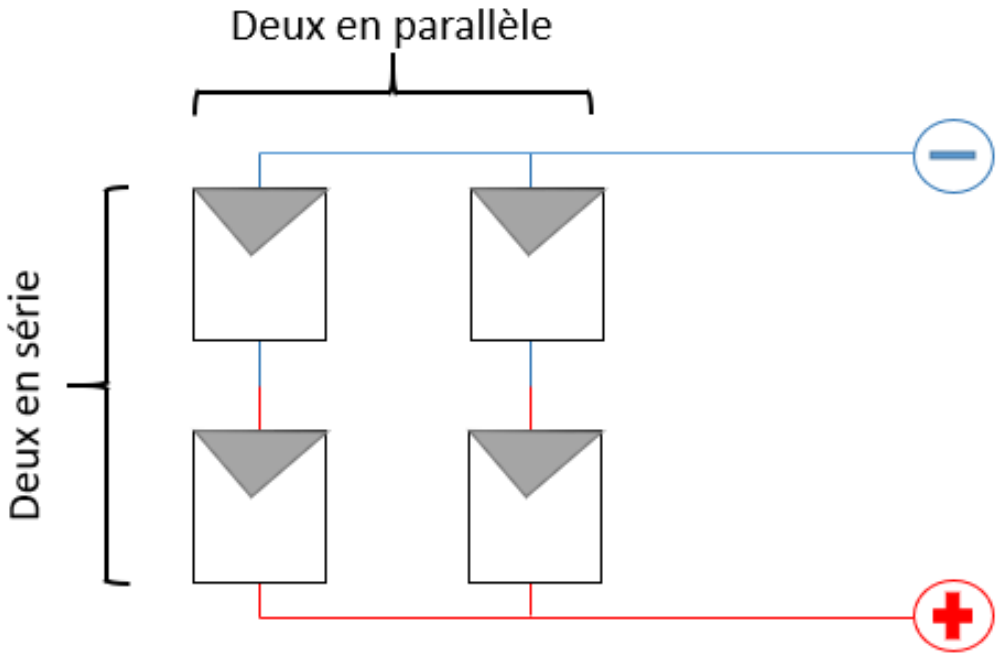


Figure II.9 – Représentation schématique du montage.

Étape 8 : Calcul de la capacité totale des batteries de stockage à installer

La capacité totale C des batteries de stockage à installer peut-être approchée à partir de la relation suivante :

$$C = \frac{N_j \times E_c}{U_f \times D} = 2 \tag{II.8}$$

où N_j est le nombre de jours d'autonomie de la batterie (trois jours dans notre cas) et D la profondeur de sa décharge ($D = 0.85$).

$$C = \frac{3 \times 4080}{36 \times 0.85} = 400Ah \tag{II.9}$$

Étape 9 : Calcul du nombre total de batteries nécessaires pour le stockage de l'énergie électrique produite.

$$N_{bat} = 1 + ent(\frac{C}{C_n}) \tag{II.10}$$

où C_n la capacité normale de la batterie (dans notre cas $C_n = 150Ah$).

$$N_{bat} = 1 + ent(\frac{400}{150}) = 3 \text{ batteries de } 150 \text{ Ah} \tag{II.11}$$

Étape 10 : Détermination du courant maximal $I_{rég}$ que le régulateur de l'installation peu admettre.

$$I_{rég} = \frac{P_c}{U_{oc}} \tag{II.12}$$

$U_{oc} = 37.4V$ est la tension du circuit ouvert des panneaux.

$$I_{rég} = \frac{1482.6}{37.4} = 39.6A \tag{II.13}$$

3.2 Intégration d'un capteur omnidirectionnel

L'objectif est l'intégration d'un système de vision omnidirectionnelle dans le Tracker solaire afin d'élargir son champ de vue. Afin d'avoir l'image omnidirectionnelle souhaitée, nous avons utilisé un capteur omnidirectionnel mono composé d'une mélange d'une miroir sphérique et d'une caméra CCD classique en une configuration verticale face-à-face (Figure II.10). Le miroir choisi est un miroir sphérique de rayon $R = 3.5cm$ permettant de capturer une image omnidirectionnelle de 360°.

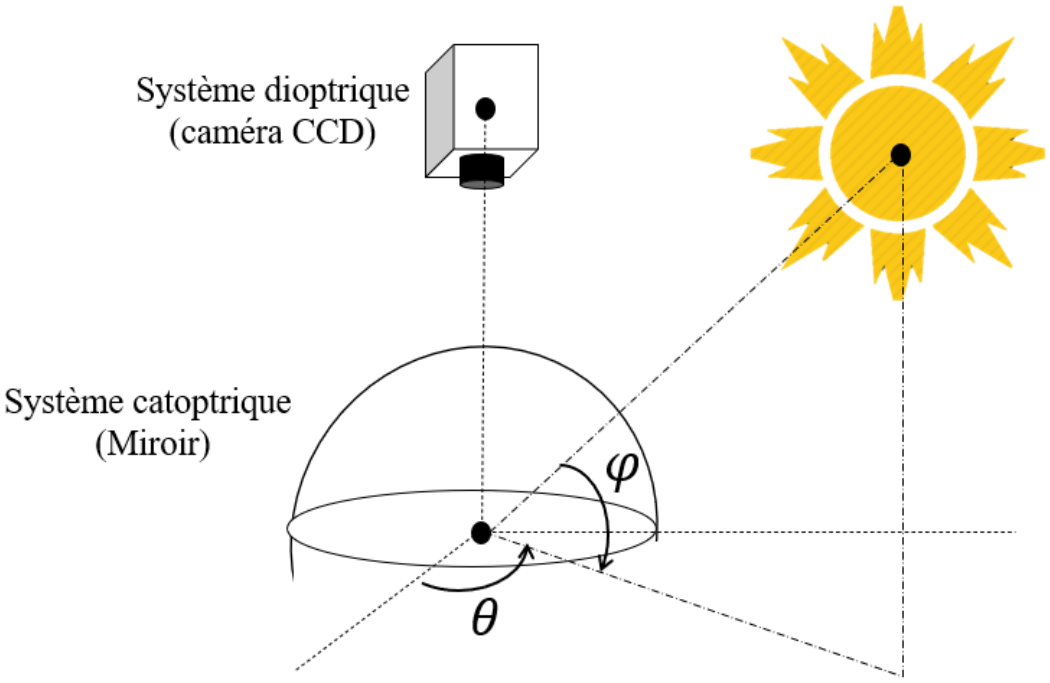


Figure II.10 – Position du soleil par rapport au capteur omnidirectionnel.

Comme nous avons cité auparavant, l'objectif du capteur omnidirectionnel est de fournir une image omnidirectionnelle 360° permettant la détection de la position du soleil ainsi que l'état de propreté des panneaux PV. Pour arriver à cette combinaison, une inclinaison du capteur omnidirectionnel doit

être effectué par rapport au plan du panneau, comme le montre la figure II.11, l'angle d'inclinaison θ a été calculé de tel façon que le panneau PV prend 20 % de l'image acquise (Figure II.12).

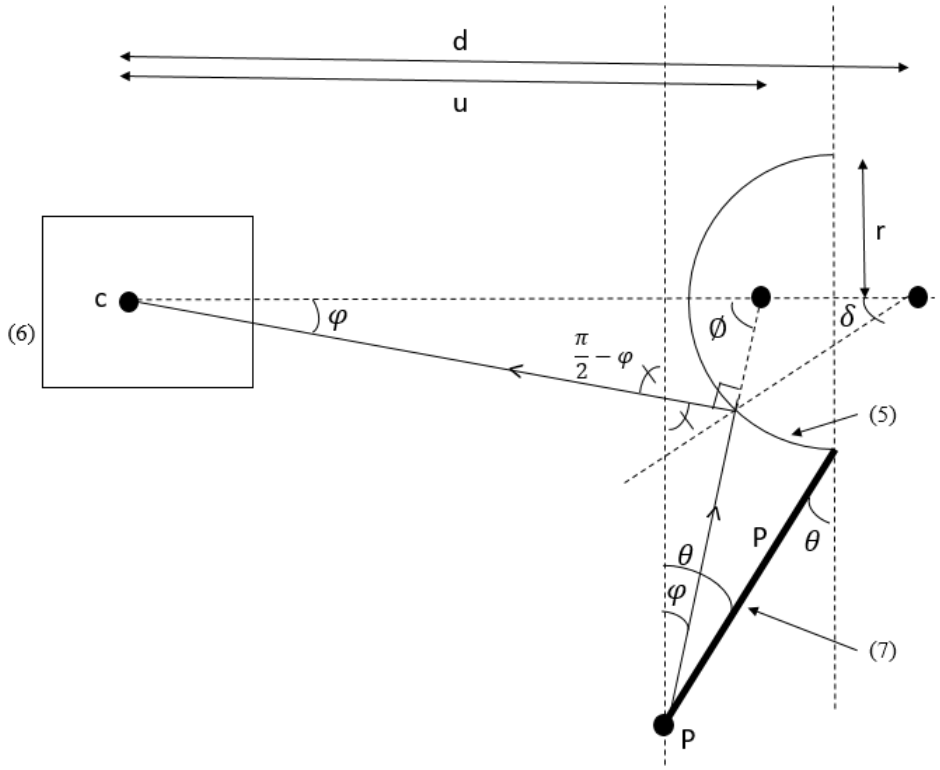


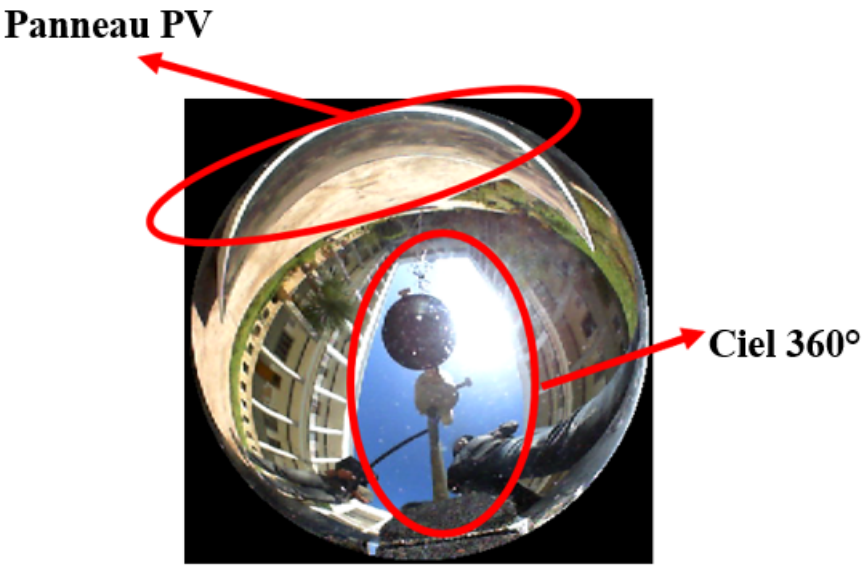
Figure II.11 – Angle d'inclinaison du capteur omnidirectionnel par rapport au panneau solaire.

L'angle θ est donné par :

$$20\% \times \pi \times r = P \times cos(\theta - \phi) \tag{II.14}$$

$$\theta = cos^{-1}(\frac{0.2 \times \pi \times r}{P}) + \phi \tag{II.15}$$

Comme nous le remarquons sur la figure ci-dessous, l'image omnidirectionnelle acquise contient à la fois le ciel et le panneau, grâce à l'inclinaison du capteur θ.



v

Figure II.12 – Image omnidirectionnelle contenant le soleil et le panneau solaire.

3.3 Conception et réalisation du système

Dans cette partie nous montrons les étapes de développement du premier prototype du tracker solaire proposé. Ce premier prototype nous permettra de tester et finaliser les algorithmes de vision et de commande développés pour le système.
Nous commençons par la conception 3D du prototype sur le logiciel FUSION 3D AUTODESC [70] qui permet aussi de simuler le mouvement du système avant de passer à la réalisation et à l'expérimentation.

3.3.1 Conception et réalisation

Afin d'arriver à la configuration souhaitée, nous avons commencé par un design 3D du système, comme le montre la figure II.13.
Le système est composé de cinq modules :

1. **Unité d'acquisition** : Système de vision omnidirectionnelle.
2. **Mécanisme de rotation** :
   (a) Deux moteurs Pas à Pas de 12V avec réducteurs.
   (b) Deux axes rotatifs.
   (c) Batteries.
3. **Panneau solaire PV**.

4. **Unité de commande** : Carte RaspBerry pi 3.
5. **Unité de puissance**.

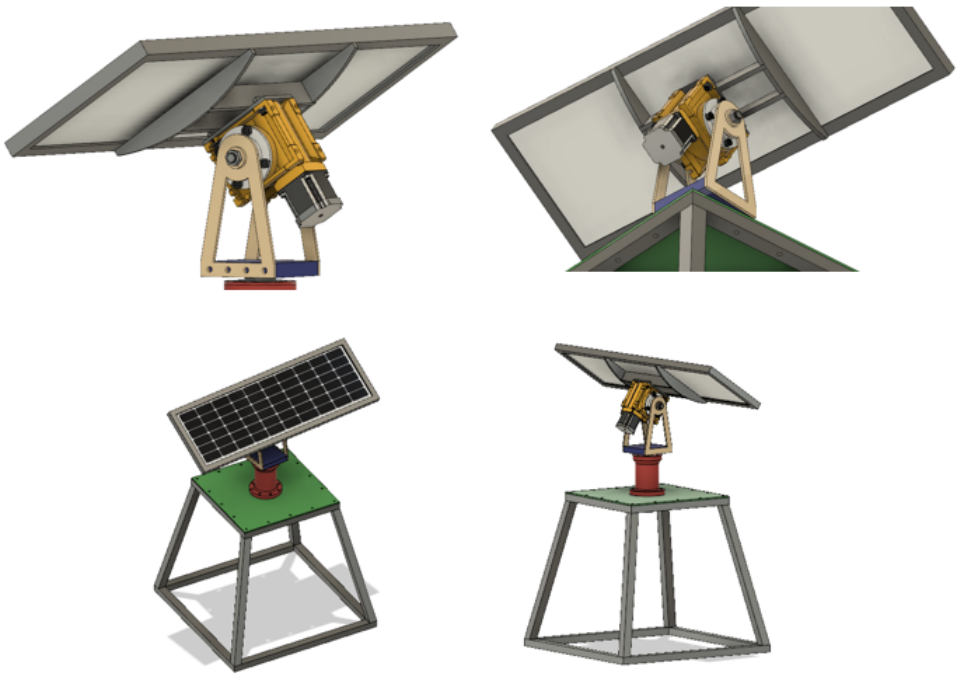


Figure II.13 – Conception 3D du système.

Le circuit de commande des moteurs du système de tracker solaire, via une carte RaspBerry pi 3, est présenté dans la figure II.14 (sous le logiciel Fritzing [7]).

Pour avoir une bonne stabilité et solidité, le châssis a été construit avec de l'acier et de l'aluminium donnant un aspect léger et solide au système. La figure II.15 montre le premier prototype du Tracker solaire omnidirectionnel.

3.3.2 Détection de la position du soleil

Afin d'orienter le panneau PV dans la direction optimale pour une meilleure production d'énergie électrique, la position du soleil ou du point lumineux maximal doit être détecté. Dans la littérature plusieurs méthodes ont été proposées pour cette tâche, les auteurs en [71][72] ont utilisé des photo-résistances pour détecter la position du soleil. Ainsi, d'autres travaux ont utilisé des caméras CCD classiques orientées vers le ciel, mais les deux méthodes présentent des inconvénients majeurs tel que le champ de vue limité des caméras classiques ou les limites de détection en cas de nuages pour les

7. fritzing.org

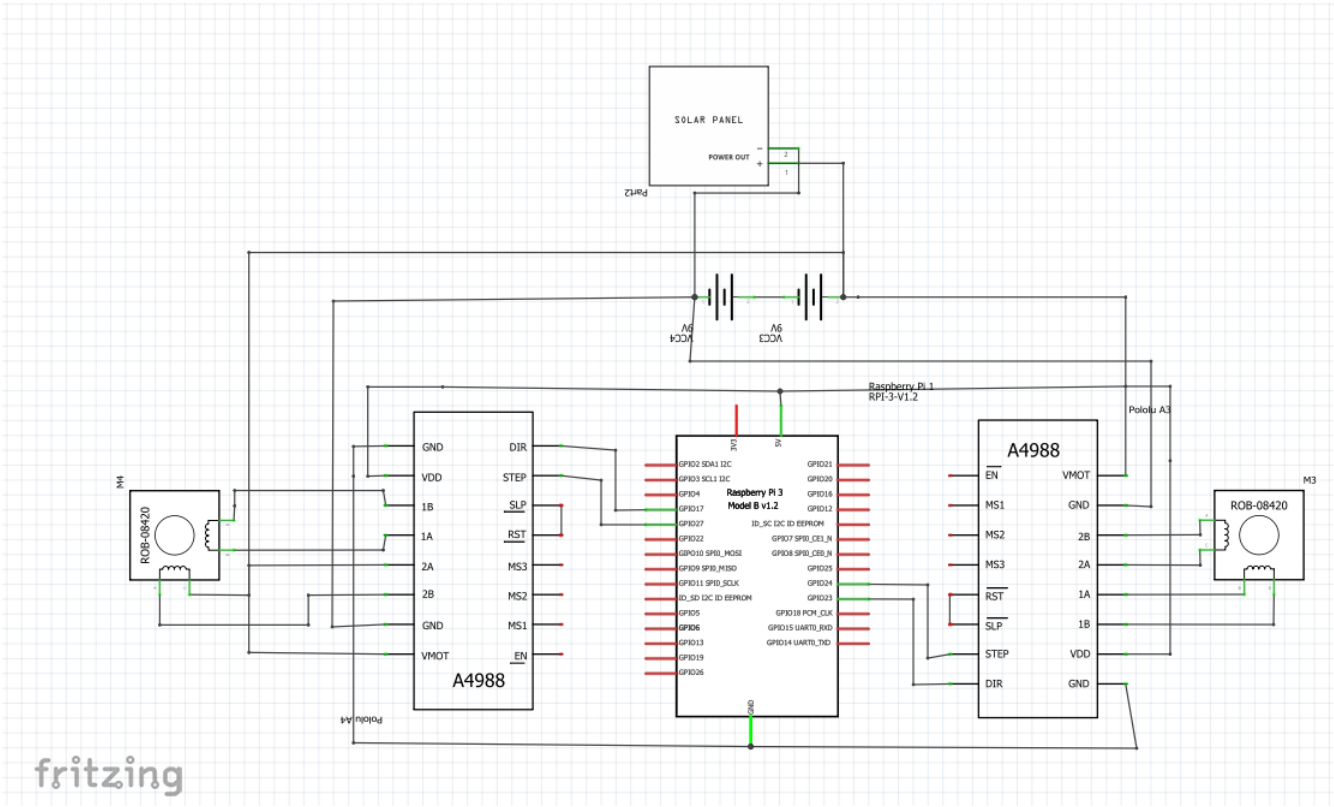


Figure II.14 – Schéma du circuit électronique du tracker solaire.

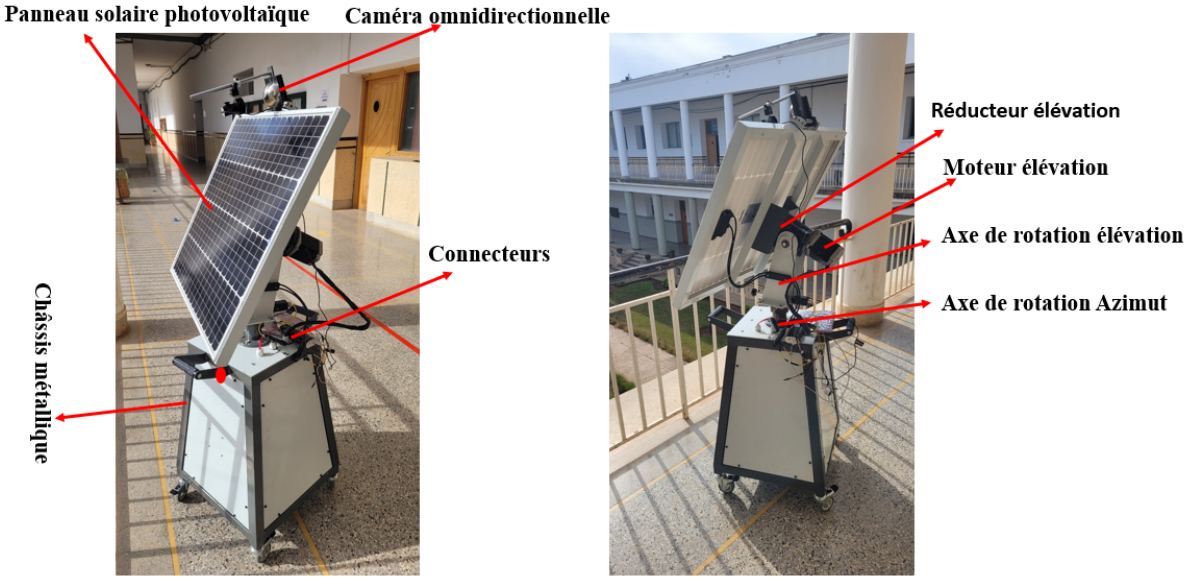


Figure II.15 – Prototype V1.0 du tracker solaire omnidirectionnel.

photo-résistances.

Dans notre travail, nous détectons la position optimale en capturant une image 360° du ciel avec le capteur catadioptrique, l'image acquise (Figure II.17.a) est analysée et traitée pour détecter l'azimut et l'élévation du soleil. En raison de sa nature brillante, le soleil est détecté en recherchant les pixels avec une saturation maximale (dans l'image HSL (HSL pour Hue, Saturation and Luminosity) en passant avant par la base de couleur XYZ qui introduit la notion de luminance, donnée par la composante Y. Après cela, le centroïde pondéré du spectre solaire (Figure II.17.b) est calculé pour extraire ses coordonnées, qui seront utilisées par un mécanisme à deux axes, par le biais des cartes de commande et de puissance pour orienter le panneau. L'algorithme est présenté dans le diagramme de la figure II.16 :

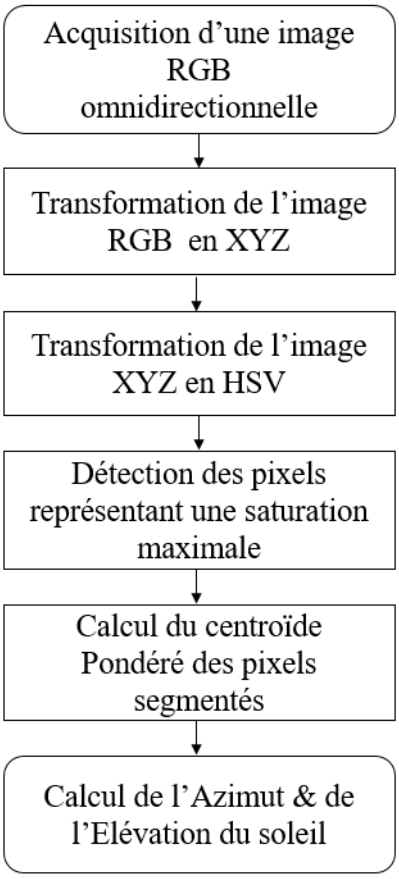


Figure II.16 – Algorithme de détection de la position du soleil dans l'image omnidirectionnelle.

Les figures II.17 et II.18 montrent les différentes étapes et résultats de processus de détection de la position du soleil dans l'image omnidirectionnelle. Le point fort de l'algorithme proposé se présente dans son pouvoir de détecter le point le plus lumineux dans le ciel même en cas d'un ciel nuageux (Figure II.18).

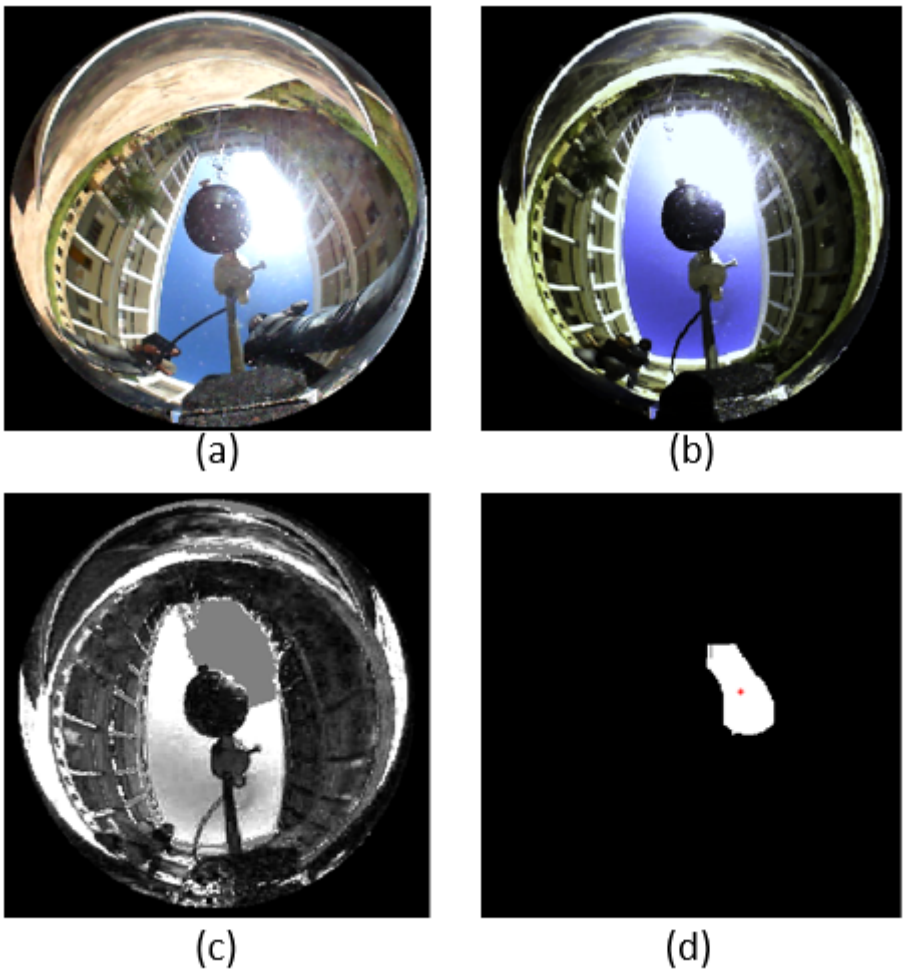


Figure II.17 – Détection du soleil dans le cas d'un ciel clair. (a) image omnidirectionnelle originale. (b) image dans la base de couleur XYZ (RGB en XYZ). (c) image dans la base de couleur HSV (XYZ en HSV). (d) détection du soleil et son centroïde pondéré.

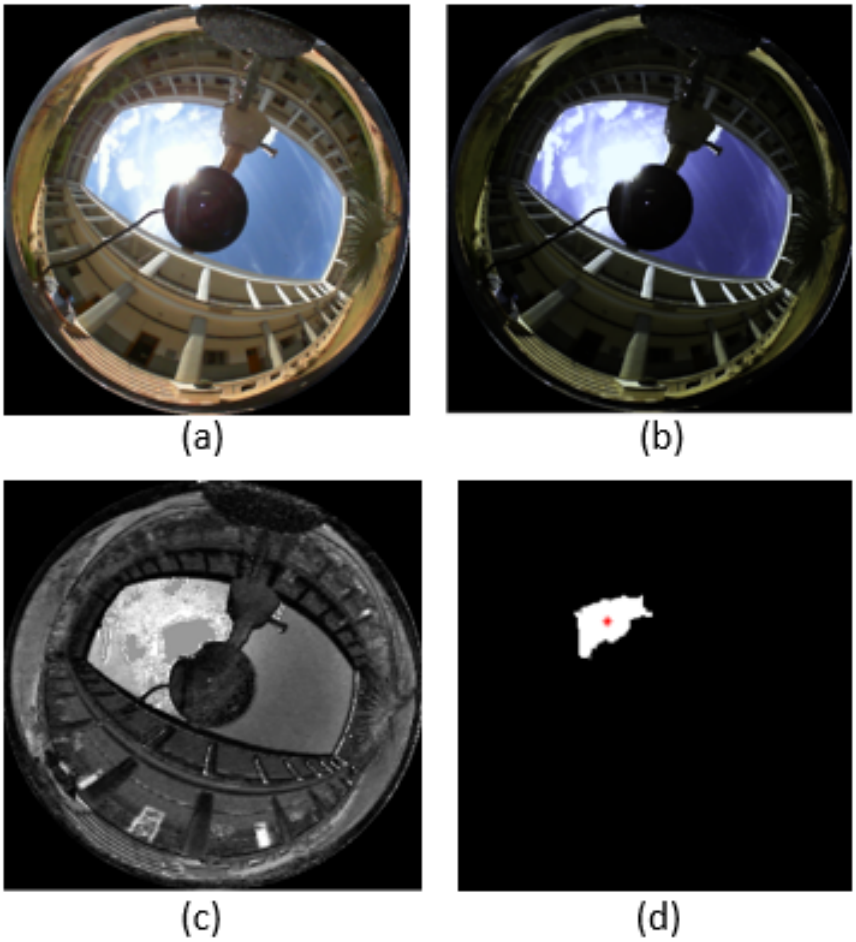


Figure II.18 – détection du soleil dans le cas d'un ciel nuageux. (a) image omnidirectionnelle originale. (b) image dans la base de couleur XYZ (RGB en XYZ). (c) image dans la base de couleur HSV (XYZ en HSV). (d) détection du soleil et son centroïde pondéré.

3.3.3 Détection des impuretés sur le panneau PV

Le sud du Maroc, où la majorité des espaces est une zone désertique, représente l'un des flux de dépôt de poussière les plus élevé au monde avec une moyenne de plus de $50g/m^2/an$ [73], ce qui affecte la production d'électricité des panneaux PV dans ces zones. De nombreuses études ont été effectuées pour montrer l'effet négatif des impuretés de surface sur l'efficacité des panneaux PV [69][74][75]. En fait, les impuretés peuvent réduire l'efficacité du système de 20% [17].

Pour valider cela, nous avons pris un panneau solaire PV dont la moitié de sa surface est couvert de poussière. Puis, nous avons exposé ce panneau à un flux lumineux de $500W$ pendant 45 minutes. Nous remarquons sur la figure II.19 que les régions du panneau qui contiennent de la poussière représente une région de température plus élevée que le reste de la surface. Cette différence de température

affecte négativement la production d'électricité et également la dégradation du panneau à long terme. Afin d'assurer une performance optimale des panneaux PV, un système de détection de l'état de surface des panneaux est nécessaire. Dans cette section, nous présentons une méthode de détection et de localisation des dépôts d'impuretés sur la surface du panneau PV.



Figure II.19 – Effet de la déposition d'impuretés sur la température du panneau PV.

L'idée consiste à détecter et localiser les impuretés de surface, représentant une forme et une couleur différentes du reste du panneau, elles peuvent être détectées et localisées avec un processus de segmentation par approche région. Après cela, la surface localisée est calculée pour conclure sur sa taille. Pour cela nous avons utilisé la méthode de segmentation basée sur l'histogramme 2D développé dans [76][77]. La méthode utilisée construit un histogramme 2D basé sur un seuil dérivé des propriétés RGB et de la valeur du pixel actif et de ses voisinages de Moore. Après cela, l'histogramme 2D est analysé afin de détecter les différentes classes. Les résultats sont présentés sur les Figure II.20 et II.21.

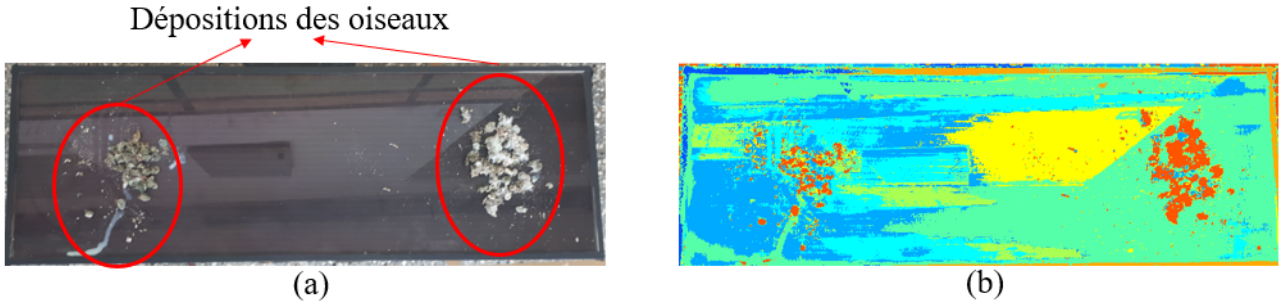


Figure II.20 – Détection des dépositions des oiseaux.

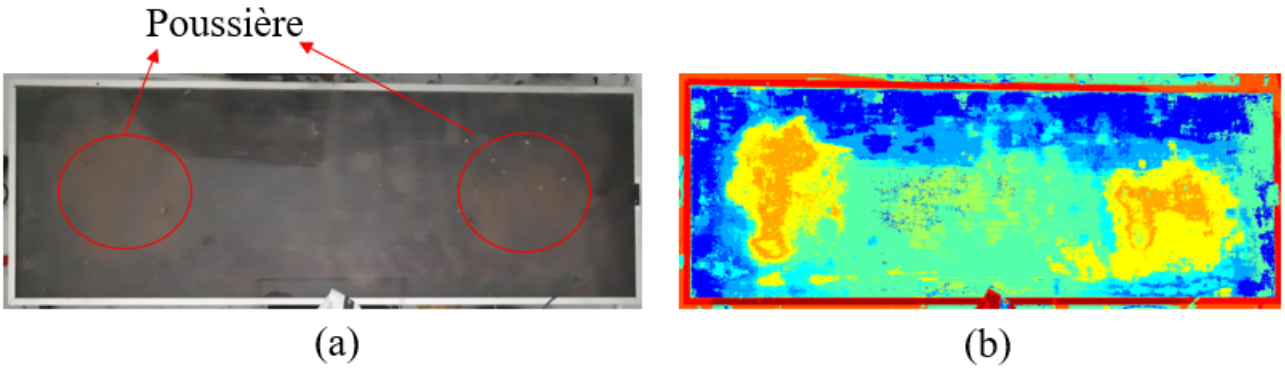


Figure II.21 – Détection des poussières.

La figure II.21-a représente un panneau PV avec des taches de poussière (régions à faible et grande quantité de poussière). La figure II.20-a représente des dépôts d'oiseaux sur la surface du panneau, ce type de dépôts est très courant au Maroc en raison de sa position géographique sur la trajectoire des oiseaux migrateurs. Ces régions représentent des classes de couleurs différentes par rapport au reste du panneau, et sont clairement segmentées par la méthode décrite.

L'objectif maintenant est de quantifier la quantité de ces dépositions sur le panneau. Considérant N_d le nombre de pixels représentant les impuretés ou les dépositions des oiseaux, et N_T le nombre total de pixels représentant le panneau PV, l'indice de propreté I_P du panneau est donné par :

$$I_P = \frac{N_d}{N_T} \tag{II.16}$$

Une fois l'indice I_P est supérieur à un seuil S, le nettoyage du panneau est considéré comme nécessaire. Finalement, et comme nous l'avons cité auparavant, la réalisation du tracker prototype dans sa version finale sera basée sur les résultats du dimensionnement présenté dans les sections précédentes, ainsi que

les algorithmes développés et testés sur le premier prototype miniaturisé. Les figure II.22 montrent le Tracker solaire omnidirectionnel V2, qui a pour objectif de satisfaire le besoin en énergie électrique propre du robot agricole "Agri-Eco" ainsi que la serre tunnel d'expérimentation avec tous ses composants électriques (lampes, électrovannes, caméras de surveillance, etc...).

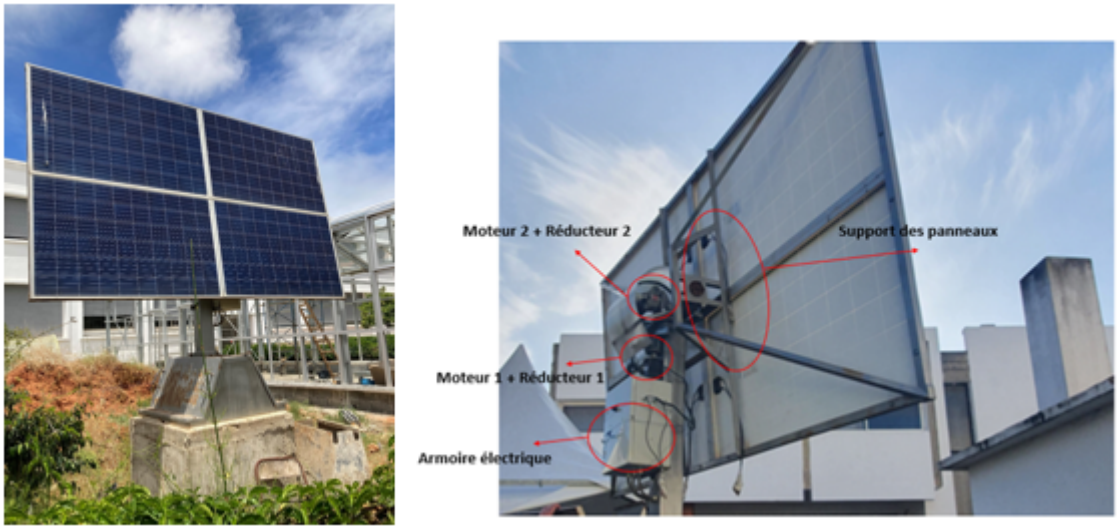


Figure II.22 – Tracker solaire omnidirectionnel V2.

3.3.4 Expérimentation

Le but de cette étude expérimentale est d'évaluer l'efficacité d'un système de Tracker solaire omnidirectionnel, vis-à-vis un panneau PV fixe.
L'étude expérimentale comparatif a été réalisée entre le système proposé et un panneau fixe, orienté comme convenu vers le sud avec une élévation de 34°, ce qui correspond à la latitude de Rabat [60]. Lors des tests, les deux systèmes de production d'énergie solaire ont fonctionné dans les mêmes conditions et la prise de résultats a été faite avec les mêmes appareils de mesure. La figure II.23 montre les mesures obtenues de 10h à 15h pendant un jour partiellement nuageux. Alors que la figure II.24 représente les résultats obtenus de $09h30$ à $17h30$ pendant une journée ensoleillée.

Le gain de production de l'énergie électrique du tracker développé par rapport au panneau fixe est de :

$$G_{Tracker} = \frac{P_{Tracker} - P_{fixe}}{P_{fixe}} \tag{II.17}$$

où $P_{Tracker}$ et P_{fixe} sont les puissances générées par le Tracker et le panneau fixe respectivement.

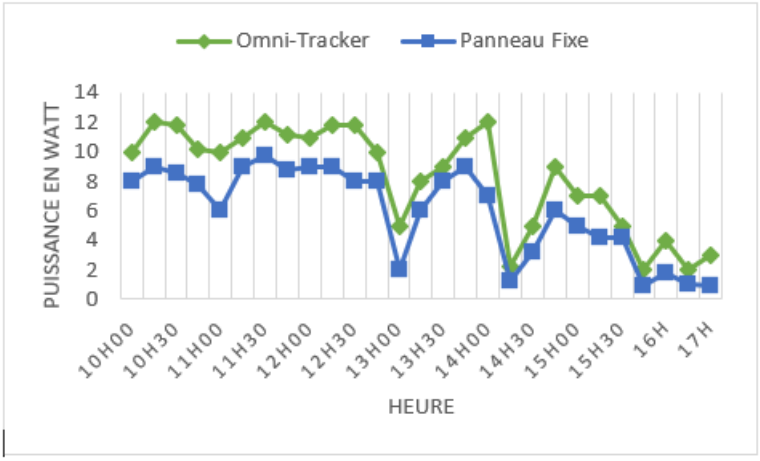


Figure II.23 – Les mesures de puissance obtenues de 10h à 15h pendant un jour partiellement nuageux.

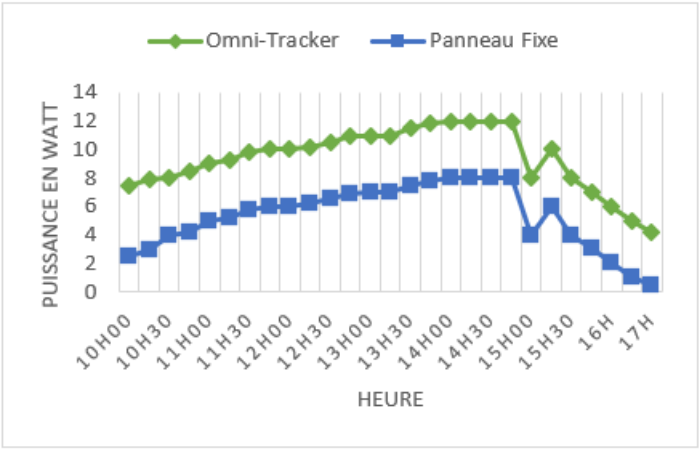


Figure II.24 – Les mesures de puissance obtenues de 09h30 à 17h30 pendant une journée ensoleillée.

3.4 Discussion

À partir des résultats présentés dans ce chapitre, on peut bien voir que le gain dans le cas de l'utilisation du suiveur solaire omnidirectionnel, en termes de production d'énergie, est considérable (environ 38%), même en considérant l'énergie électrique consommée par les composants actifs du tracker (Moteurs, caméra et cartes électroniques), cela est dûs au faite que les moteurs sont actionnés une fois après l'acquisition de l'image toutes les 10 minutes. D'autre part, la détection de l'état de propreté des panneaux, proposé dans notre système, permet d'allonger la durée de vie de panneau et surtout augmenter son efficacité.
L'utilisation d'un tel système, que ce soit dans les applications de recherche ou dans l'industrie, permettra de profiter davantage de l'énergie solaire propre à travers cinq avantages :

— Le système proposé ne nécessite aucune initialisation.

— Le système d'acquisition permet à la fois de détecter la position du soleil et l'état de propreté des panneaux PV.

— Le processus de suivi est indépendant des coordonnées spatio-temporelles.

— Le système proposé présente une efficacité énergétique remarquable.

— Le système proposé présente un coup de maintenance faible avec un rapport de qualité prix élevé par rapport au produits concurrents.

3.5 Conclusion

Ce chapitre a concerné dans sa première partie, un état de l'art des systèmes de vision omnidirectionnelle catadioptriques, ses types, ses différentes configurations et une comparaison entre les différents types. La deuxième partie a été consacré à l'utilisation d'une caméra omnidirectionnelle dans un système de production d'énergie solaire Tracker. Le système proposé permet à la fois de détecter la position du soleil en temps réel et l'état de propreté des panneaux PV. L'objectif principal de ce système est d'assurer, au robot mobile Agri-Eco développé, une autonomie en énergie propre, tout en améliorant l'efficacité énergétique de l'installation photovoltaïque classique.

L'utilisation de la vision omnidirectionnelle avec les algorithmes détection de soleil et des impuretés développés ont permis au système de suiveur solaire d'être, au contraire des installations photovoltaïques classiques, peu sensible au changements climatiques (e.g. les journées nuageux), cela est bien vu dans le gain en puissance qui atteint dans certaines conditions les 90%, ce qui rend la possibilité d'utiliser un tel système, à l'échelle personnelle et professionnelle, très encourageante.

Chapitre III

Développement d'outils de vision embarqués pour l'agriculture

1 Introduction

En raison des progrès significatifs des dispositifs et des technologies d'imagerie, les images numériques jouent un rôle de plus en plus important dans notre vie. Une image capture une scène du monde réel dans une représentation numérique qui peut être stockée, transmise et traitée par la suite. Le proverbe bien connu « une image vaut mille mots » indique qu'une image a une puissante capacité de décrire l'information riche qu'elle contient.
En vision par ordinateur, les images numériques sont utilisées pour effectuer des tâches de perception telles que la détection, le suivi et la reconnaissance d'objets, entre autres. L'ère numérique a touché toutes les industries, et l'agriculture ne fait pas exception. L'agriculture numérique est l'utilisation de données et d'intelligence artificielle qui aide chaque acteur agricole à améliorer sa façon de cultiver, de récolter et de vendre des aliments dans le monde entier. En agriculture, les images acquises offrent un accès inestimable à des informations importantes pour l'amélioration du rendement. Dans ce domaine, l'extraction d'informations utilisés à partir d'images est devenue la tâche essentielle. Bien que les humains puissent résoudre cette tâche naturellement, il reste encore difficile pour un ordinateur d'interpréter automatiquement une image. Afin d'interpréter une image ou de comprendre la scène, une tâche fondamentale de vision de bas à moyen niveau consiste à partitionner l'image en un certain nombre de parties significatives, qui peuvent fournir les indices pour répondre aux questions telles que : quoi et où sont les composants de la scène ? Cela nous amène à l'une des tâches les plus essentielles de la vision par ordinateur : la segmentation d'images.

Étant donné une image, la segmentation d'image est le processus de partitionnement de l'image en plusieurs composants [78], de sorte que chaque composant soit significatif (c'est-à-dire corresponde à différents objets ou parties d'objets). Puisqu'une image est composée d'un certain nombre de pixels,

le problème de segmentation peut être traité comme un problème d'étiquetage qui vise à attribuer à chaque pixel une étiquette indiquant un composant particulier de la scène. Cette technique a été largement appliquée à diverses tâches de vision par ordinateur telles que la détection d'objets (c.-à-d. détection de piétons, localisation d'objets dans les images satellites), la reconnaissance faciale, l'estimation des limites d'occlusion dans les systèmes de mouvement ou stéréo, la compression d'image, l'édition d'images, la récupération d'image. Parmi ces applications, certaines tâches nécessitent la localisation de l'objet d'intérêt qui pourrait être représenté par son centroïde.

La nature des régions et d'objets dépend de l'application envisagée. Le processus de segmentation se termine une fois l'objet d'intérêt est isolé. La segmentation se base essentiellement sur deux paramètres de l'image : la discontinuité (approche contour) et la similarité (approche région) :

1. **Approche région :** L'approche région se base principalement sur la recherche des pixels avec une certaine similarité entre eux, ces pixels partagent des propriétés communes, cela revient à construire des régions homogènes. Cette intéressante approche a été le sujet de plusieurs applications : reconnaissance d'objet [79], imagerie médicale [80], robotique [81] etc.

2. **Approche contour :** L'approche contour est définie par la recherche de changement brutal et significatif dans l'intensité des pixels de l'image. Le pixel contour est définit aussi par un pixel 'objet' où au moins un pixel de ses voisins est un pixel 'fond'. L'importance de cette approche est qu'elle est indispensable dans un grand nombre d'applications, soit en tant qu'algorithme principal (reconnaissance automatique des chiffres et lettres [82], reconnaissance des otolithes 83, etc.) ou comme une partie d'un processus (par exemple un véhicule avec aide à la conduite [84][85]). Plusieurs algorithmes classiques de détection de contours ont été proposés dans la littérature : Sobel, Prewitt, Gradient etc. Depuis, plusieurs travaux ont été proposé pour la segmentation des images agronomiques. Les auteurs dans [86] ont proposé un algorithme de segmentation de la surface foliaire des plantes basé sur l'algorithme de « Watershed », pour l'extraction des paramètres structurels de la plante. Sarkate et al. ont proposé dans [87] un algorithme de segmentation, pour l'estimation de la récolte, en se basant sur l'histogramme HSV. D'autres travaux, comme celui proposé par Khirade et al., ont proposé un algorithme de segmentation pour la détection des maladies des plantes [88].

Un grand nombre d'algorithmes de segmentation ont été développé dans la dernières décennie, chaque algorithme propose des avantages et inconvénients. Par contre, la plupart de ces algorithmes présente une sensibilité au bruit et a l'luminosité non uniforme, et des distorsions dans le cas des images omnidirectionnelles ce qui engendre des fausses détections non tolérables dans beaucoup d'applications. Pour faire face à ces limites, nous proposons dans les sections 3, 4 et 5 le développement de trois algorithmes de segmentation par approche contour et région, deux pour les images perspectives et le

troisième pour les images omnidirectionnelles. L'objectif principal est :

— La segmentation de la surface foliaire des plantes de fraisiers pour une pulvérisation autonome et localisée.

— La segmentation des fruits d'avocatiers pour l'extraction des caractéristiques (maladies, stress hydrique, etc...).

— La segmentation de la trajectoire du robot entre les rangés de fraisiers à partir d'une image omnidirectionnelle.

Avant cela, nous présentons dans la deuxième section le développement d'un robot mobile agricole "Agri-Eco Robot". le robot développé est dédié dans sa première configuration, à la pulvérisation de pesticides sous serre.

2 Plateforme robotique agricole : Agri-Eco robot

2.1 Introduction

L'utilisation des pesticides fait partie intégrante de la politique mondiale de l'agriculture. Les méthodes conventionnelles de pulvérisation de pesticides sous serre exigent que l'opérateur se déplace au sein de la serre avec un pulvérisateur manuel ou semi-automatique, il doit s'efforcer d'appliquer les produits chimiques dangereux de façon permanente. Malgré l'utilisation d'équipement de protection contre les pesticides (une combinaison de protection, masque à gaz), l'ouvrier agricole est exposé aux pesticides toxiques et dangereux pour la santé. Les robots mobiles opérant en milieu agricole ont été un sujet important pour les chercheurs, ils permettent d'économiser les coûts, la main-d'oeuvre et de minimiser les risques sur la santé en particulier.

Le projet se focalise, du point de vue technologique, sur la conception et la réalisation d'une plateforme robotique mobile dédiée à des applications en agriculture. Il vise à répondre aux besoins des agriculteurs en termes d'optimisation des coûts, de qualité de la production et de respect de l'environnement. Le robot Agri-Eco a été développé pour opérer dans une serre agricole. Afin de pouvoir circuler librement entre les billons de la serre d'expérimentation, les dimensions du robot ont été limitées à 65cm longueur x 45cm largeur. Afin que le robot puisse être autonome en énergie propre, un système de panneaux photovoltaïques avec suiveur solaire a été développé pour la recharge de ses batteries en énergie propre. L'intégration de ces composants conjuguée au développement d'algorithmes spécifiques embarqués lui permet de s'adapter à son environnement et d'accomplir les tâches à effectuer de manière optimale et autonome. Le robot-prototype est dédié, dans sa première configuration, à la pulvérisation automatique et localisé des pesticides sur des cultures de fraises sous serre.

2.2 Conception et réalisation

Le robot prototype, dans ses deux versions, a été réalisé au sein du laboratoire de Conception et système de la Faculté des sciences de l'Université Mohammed V de Rabat, par l'équipe Image et Vision. Nous avons commencé par la conception de la plateforme mobile (Figure III.1.a et III.1.d), et puis la structure métallique qui joue le rôle du châssis de la plateforme mobile (Figure III.2), et puis le montage des différents composants (roues, bras, étages, capteurs, etc.). Ainsi, les différents supports de capteurs ont été conçus et imprimés en 3D avec une imprimante 3D Volumic (Figure III.3 [1]).

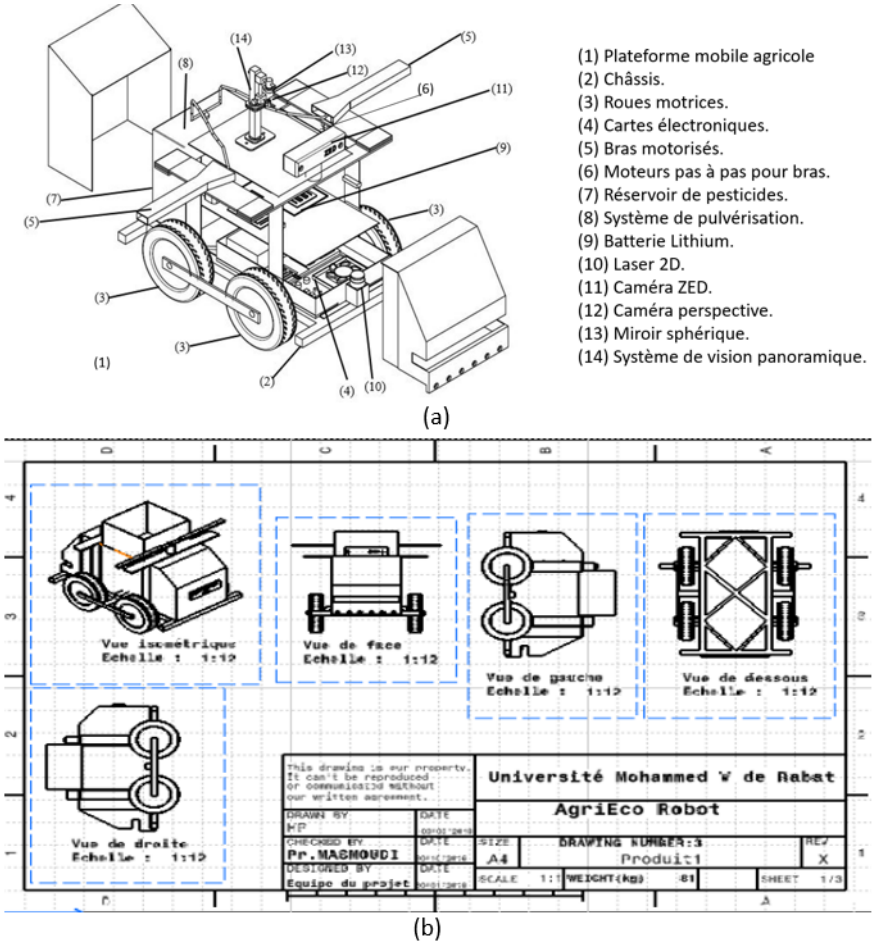


Figure III.1 – (a) La cartouche du prototype V1. (b) Dessin vue éclatée du robot Agri-Eco V2

1. Source : imprimante-3d-volumic.com

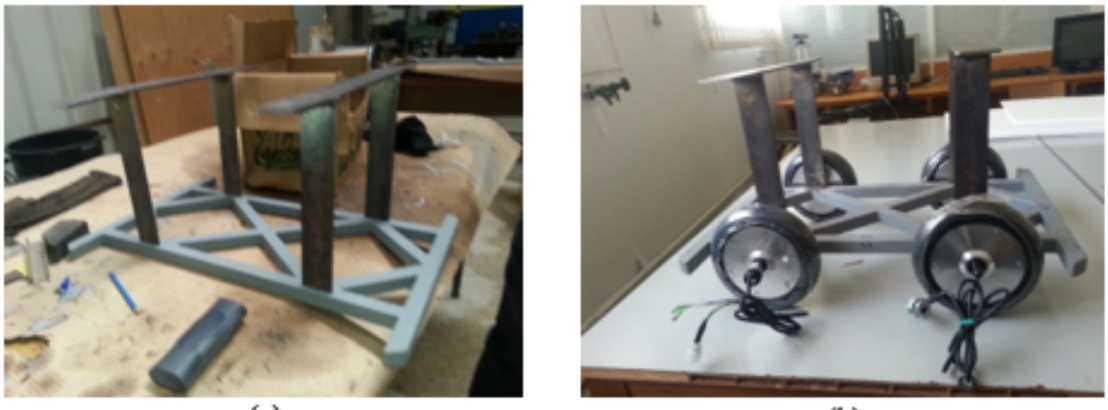


Figure III.2 – (a) Structure métallique du robot. (b) Châssis avec les quatre roues motrices.

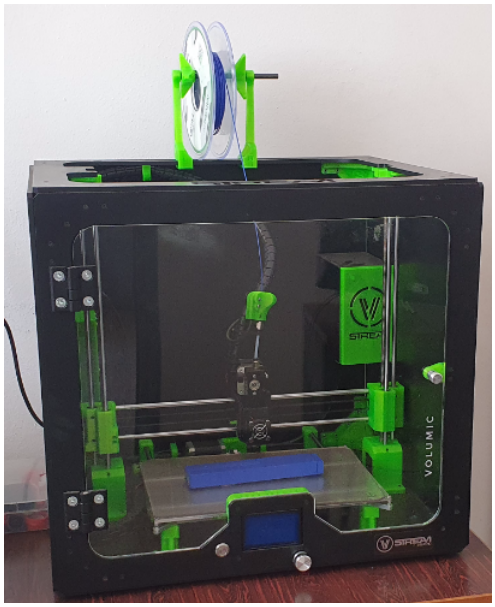


Figure III.3 – Imprimante Volumic 3D utilisée

La conception de la plateforme mobile a été faite sur le logiciel CATIA, elle se compose d'un châssis construit en acier (Figure III.2) capable de supporter 120 kg et remorquer 80 kg selon les calculs de déformations faites sur RDM6 (Figure III.4) [20]. Elle doit permettre un débattement assez important relatif à l'utilisation voulu, c'est-à-dire la nature du sol (granulaire, cohésif ou fine). Ainsi, le robot est équipé d'un système de pulvérisation installé dans sa partie arrière, composé d'un réservoir pour contenir les pesticides et d'une pompe émergée de 12V, et de deux capteurs de perception pour la navigation entre les billons et la détection d'obstacles : une caméra stéréo ZED et un scanner laser Hokuyo URG 04LX (Figure III.5.a et III.5.b).

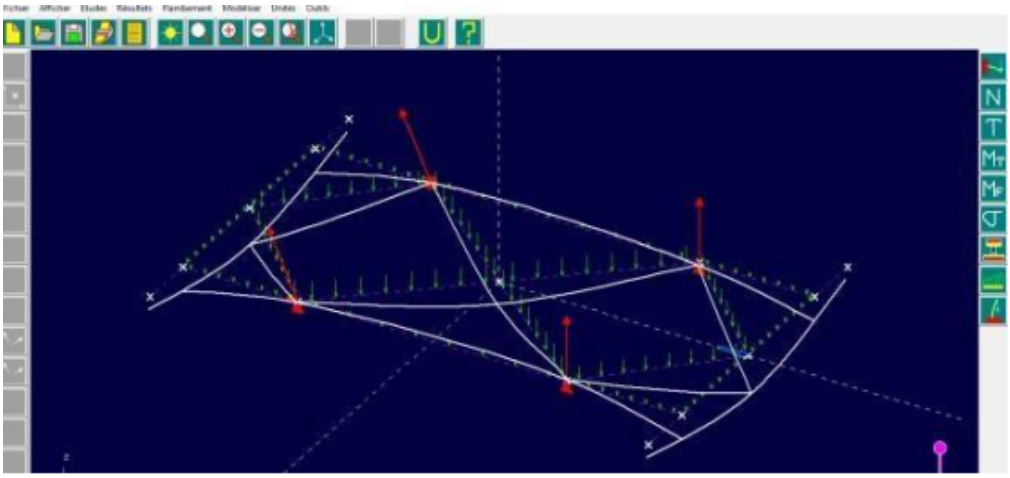


Figure III.4 – Étude des efforts et déformations par RDM6.



Figure III.5 – Capteurs de perception (a) Lidar Hokuyo. (b) Caméra ZED.

Le développement du robot Agri-Eco a passé par deux phases principales. En Mars 2018, une première version du robot a été réalisée (Figure III.6.a). Il s'agit d'une plateforme mobile à quatre roues motrices, chacune contenant un moteur Brushless de 250W, et a servi comme plateforme mobile de développement des applications envisagées. La configuration mécanique étudiée et proposée assure plus de stabilité de mouvement, et la motricité des quatre roues nous a permis d'avoir un mouvement de rotation sur place ou en demi-cercle.

En septembre 2019, une deuxième version (version actuelle) du Robot a été proposée (Figure III.6.b et III.7). Le châssis reste le même pour avoir toujours les mêmes proportions calculées et permettant au robot de tourné sur place. De plus il a été muni d'une carte Raspberry pi 4, d'un système

de vision omnidirectionnelle et de deux bras motorisés pour la pulvérisation des pesticides. Agri-Eco robot V2 peut naviguer d'une manière autonome sous serre, comme il peut être commandé sans fil via un Joystick ou une application mobile.

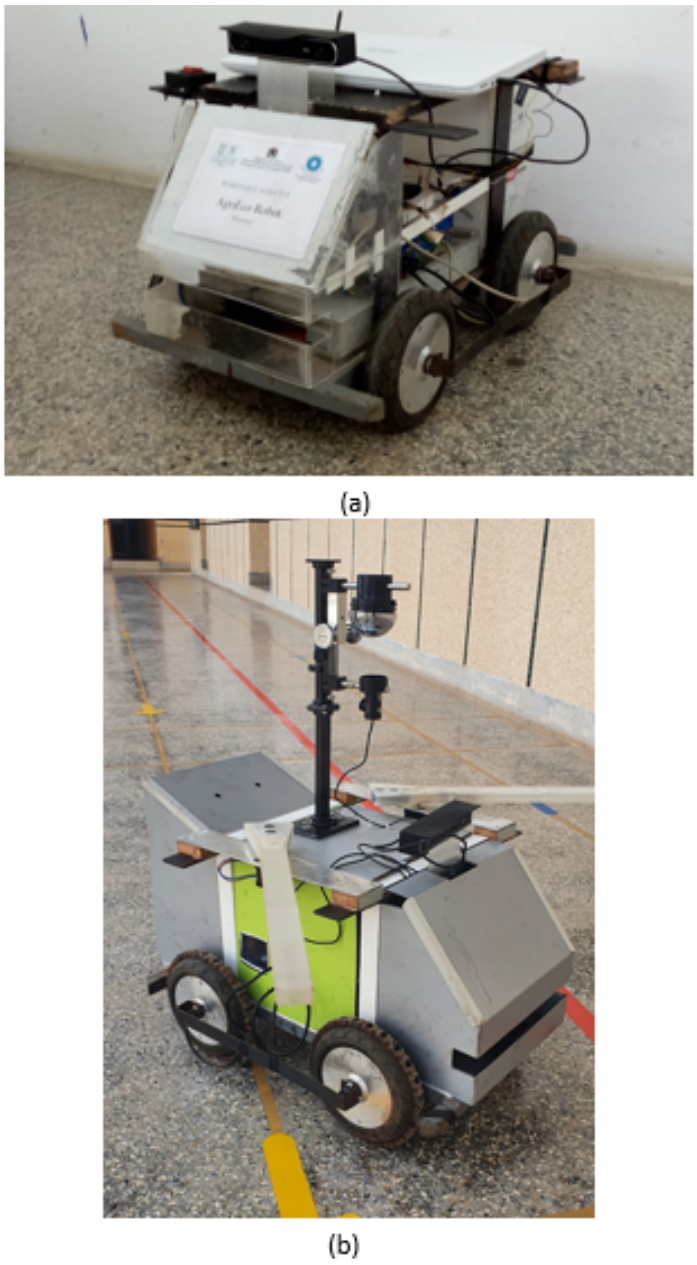


Figure III.6 – (a) Prototype V1 assemblé. (b) Agri-Eco Robot V2.



Figure III.7 – Agri-Eco Robot V2 dans une serre d'expérimentation de fraisiers.

— **Modes de fonctionnement**

Le robot mobile fonctionne selon deux modes : le mode autonome en navigant le long des billons en pulvérisant les plantes, par le biais des différentes informations issues des capteurs embarqués dans la plateforme mobile. Après avoir navigué avec succès entre les billons et détecté leur fin, le robot s'occupe d'atteindre correctement le billon suivant par une rotation en trois temps (Figure III.8) et recommence la navigation. Un deuxième mode téléguidé est proposé, en utilisant un joystick ou une application mobile pour contrôler le robot.

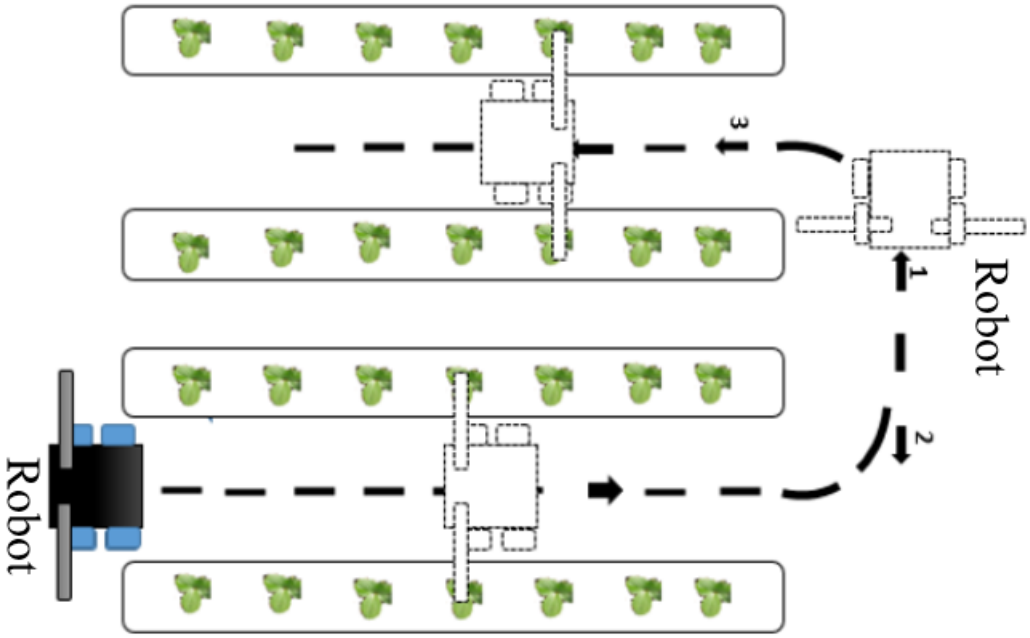


FIGURE III.8 – Rotation en trois temps afin d'atteindre la rangée suivante

3 Approche 1 : Algorithme de segmentation de la surface foliaire des fraisiers par superposition quantique

3.1 Introduction

L'importance de la détection de contours a été appréciée dès les premiers jours du traitement d'images. Elle représente le processus permettant de détecter les changements brutaux et significatifs de l'intensité de l'image en niveaux de gris et peut être utilisée dans diverses applications de vision par ordinateur : la segmentation [89]-[94], la carte de profondeur [95], la segmentation des images médicales [96]. En raison de son importance, de nombreuses recherches ont porté sur ce sujet [97]-[101] et différentes études comparatives ont été réalisées [102]-[104].

Au cours des dernières décennies, l'approche dite de traitement d'image quantique (QIP) a été présentée et développée, elle utilise les principes de la mécanique quantique pour surmonter les limitations des méthodes de traitement d'image classiques. Comme nous le verrons plus loin, le QIP repose sur la présentation des informations des pixels avec une combinaison de tous ses états possibles [105]. Cette approche a été proposée pour la première fois par Vlasov [106] comme méthode de reconnaissance d'images orthogonales à l'aide de l'information quantique. Elle a ensuite été utilisée par Schutzhold en 2002 [107], pour chercher des motifs dans des images binaires. Après cela, une série de recherches a été menée [108]-[112] ce qui a conduit à des algorithmes de traitement d'images présentant une

robustesse face aux limitations des algorithmes classiques tels que la sensibilité au bruit et le coût du traitement élevé. De plus, la représentation d'image quantique est restée à la base de plusieurs autres travaux, tels que la thèse de doctorat de Venegas-Andraca en 2005 [113] ou celle de Latorre [114], qui présentait la valeur du pixel d'une image dans l"espace de Hilbert. L'objectif de ces travaux est de développer des algorithmes plus rapides et plus efficaces que n'importe quelle méthode classique.

Dans la littérature, un large éventail d'approches de détection des contours a été publié, allant des détecteurs classiques les plus célèbres comme Sobel et Canny aux nouvelles méthodes basées sur la théorie de l'information pour détecter les contours [113]. La majorité de ces algorithmes présentent une certaine sensibilité au bruit avec la nécessité d'une étape de binarisation. Pour plier ces limitations, nous proposons un algorithme de détection de contours qui utilise les propriétés de la mécanique quantique pour localiser les contours dans les images numériques prises par une caméra CCD, en prenant en compte la probabilité d'arrivée de photons dans le capteur de la caméra. Cette nouvelle méthode est composée de deux étapes principales : (i) l'enhancement de l'image en utilisant la loi de superposition quantique et (ii) la détection de contour en utilisant la probabilité d'arrivée de photons sur le capteur CCD.

3.2 Informations quantiques

3.2.1 Contexte théorique

Dans la théorie du traitement d'image classique, une image en niveau de gris est représentée par une matrice de pixels $N \times M$ (avec N et M sont respectivement le nombre de lignes et le nombre de colonnes de l'image), chacune quantifiée avec q bits fournissant 2^q valeurs possibles (typiquement $q = 8$ bits, donnant 256 valeurs possibles). Ainsi, chaque pixel est représenté par deux informations : l'intensité du pixel et la position du pixel dans l'image. À son tour, dans le traitement de l'information quantique (QIP), un pixel est représenté par ce qu'on appelle un bit quantique ou qubit [115].
En théorie de l'information, un bit peut être représenté sous deux formes : 0 ou 1, tandis qu'un qubit peut être une combinaison linéaire de ses états possibles [115], de sorte qu'il représente la superposition de deux états, noté $|0\rangle$ et $|1\rangle$, comme suit :

$$|\psi\rangle = \alpha\,|0\rangle + \beta\,|1\rangle \tag{III.1}$$

Cette expression peut également être écrite sous forme matricielle sous la forme :

$$|\psi\rangle = \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ \beta \end{pmatrix} = \alpha \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} + \beta \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \tag{III.2}$$

Avec : $|0\rangle = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} et\, |1\rangle = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$

Dans cette équation, $|\psi\rangle$ représente la fonction d'onde et α et β sont les amplitudes de probabilité des états $|0\rangle$ et $|1\rangle$, respectivement, qui vérifient $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$. La représentation géométrique d'un qubit a été proposée par Bloch en 1946 [116] et est appelée la sphère de Bloch (Figure III.9). Dans cette représentation, contrairement à un bit classique qui ne peut être qu'au nord (état $|0\rangle$) ou au sud (état $|1\rangle$ de la sphère, un qubit peut être représenté par n'importe quel point de la sphère. Ainsi, l'équation III.1 peut être récrite comme [115] :

$$|\psi\rangle = \cos\frac{\theta}{2}|0\rangle + \exp^{i\phi}\sin\frac{\theta}{2}|1\rangle \tag{III.3}$$

En généralisant l'équation III.1 pour un système de n particules comportant n sous-systèmes, de sorte

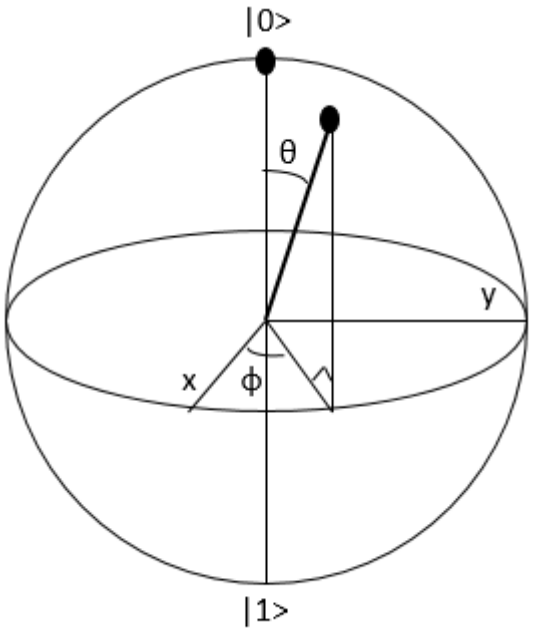


Figure III.9 – Sphère de Bloch.

que : $|\psi\rangle = \alpha_i|0\rangle + \beta_i|1\rangle$, i^{th} représente l'état de la $i^{ème}$ particule, nous avons :

$$|\psi\rangle = \alpha_1\alpha_2...\alpha_n|00....0\rangle + \alpha_1\alpha_2...\alpha_{n-1}\beta_n|00....01\rangle + \beta_1\beta_2...\beta_n|11...1\rangle \tag{III.4}$$

$$|\psi\rangle = \sum_{i=0}^{2^n-1} w_i|i_b\rangle \tag{III.5}$$

Où i_b est un nombre binaire de n bits et w_i la probabilité du $i^{ème}$ état tel que :

$$\sum_{i=0}^{2^n-1} |w_i|^2 = 1 \tag{III.6}$$

3.2.2 Pixel en Qubit

En théorie quantique, un pixel en qubit est la représentation du pixel classique, y compris tous ses états possibles. Ainsi, soit $I(x, y)$ la valeur du niveau de gris du pixel (x, y) de l'image normalisée $I(m, n)$. Le pixel en qubit est alors défini par :

$$|I(x,y)\rangle = \sqrt{1 - I(x,y)}\,|0\rangle + \sqrt{I(x,y)}\,|1\rangle \tag{III.7}$$

où $\sqrt{1 - I(x, y)}$ et $\sqrt{I(x, y)}$ sont les probabilités que le pixel situé dans la position (x, y) soit dans l'état 0 et 1, respectivement. Ces deux amplitudes de probabilité doivent satisfaire la condition : $\left|\sqrt{1 - I(x,y)}\right|^2 + \left|\sqrt{I(x,y)}\right|^2 = 1$.
Avec cette définition, le Qubit donne plus d'avantages qu'un bit : il contient plus d'information qu'un bit classique et permet ainsi à l'ordinateur de faire plus de calculs en parallèle, ce qui diminue sans doute le coût de calcul en temps et en mémoire.

3.3 La méthode proposée

Les avantages qu'apporte la mécanique quantique à la théorie de l'information, nous ont poussé à utiliser ces théories pour le développement d'un algorithme de détection de contour pour la segmentation des plantes de fraisiers. L'algorithme proposé se devise en deux étapes principales : i) l'enhancement de l'image en utilisant la loi de superposition quantique. ii) la localisation de contours grâce à la probabilité d'arrivée des photons sur un capteur CCD.

— **Enhancement de l'image**

La détection de contours revient à trouver les bords d'un objet présent dans l'image, ce qui peut être difficile dans certains cas. Pour cela, on propose une première étape qui consiste à isoler l'objet du fond. Pour arriver à cela, nous utilisons l'équation III.7 et la loi de superposition pour n sous-systèmes présentés dans l'équation III.4 pour passer d'un pixel classique à un pixel quantique. Pour cela, nous considérons le voisinage de Moore (avec huit voisins) du pixel actif q_1 comme illustré dans la figure III.10 :

Le voisinage peut être devisé en quatre sous-systèmes dans quatre différentes directions : direction numéro 1 : $q_6q_1q_2$ (direction 90°), direction numéro 2 : $q_7q_1q_3$ (direction 135°), direction numéro 3 :

q_7	q_6	q_5
q_8	$\boldsymbol{q_1}$	q_4
q_9	q_2	q_3

Figure III.10 – Voisinage de Moore.

$q_8q_1q_4$ (direction 0°), et direction numéro 4 : $q_9q_1q_5$ (direction 45°). On note l'intensité du pixel q_i par I_i, on applique l'équation III.3 et III.7 pour chaque sous-système composé de 3 pixels, ce qui donne $2^3 = 8$ cas pour chaque direction.
La Figure III.11 montre un exemple pour chaque état pour la direction numéro 3 (pour 0°), où $'1'$ et $'0'$ représentent la nature de pixel comme pixel objet ou fond respectivement. De cette façon, un

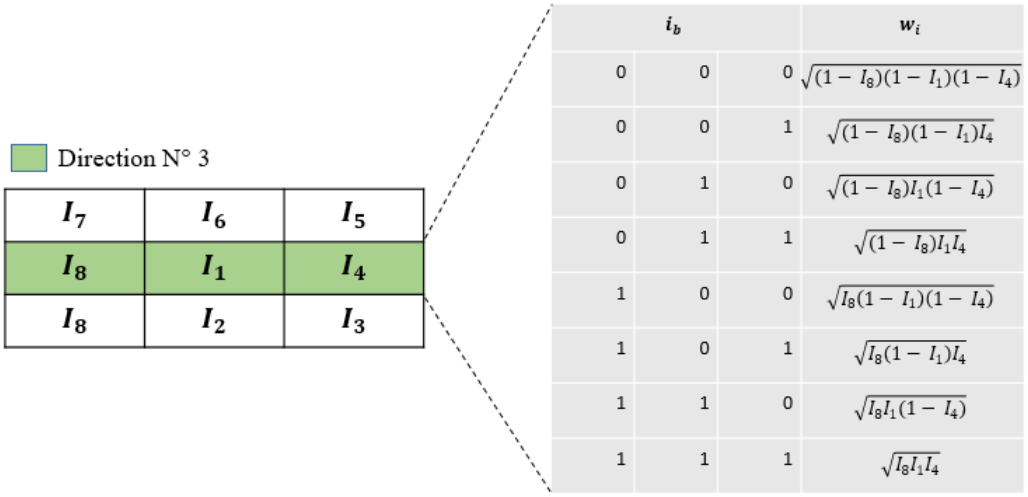


Figure III.11 – Les différents états pour la direction 0°.

pixel objet peut être considéré comme appartenant à un contour si, et seulement si au moins un de ses voisins est un pixel de fond. Par conséquent, ces deux cas peuvent être ignorés :

— **Cas 1 :** le pixel actif n'est pas un pixel contour (état 0).

— **Cas 2 :** le pixel actif est un pixel objet (entouré de pixels objet dans la direction donnée).

Compte tenu de ces deux impositions, nous appliquons l'équation III.7 à chaque sous système,

conduisant à :

$$|q_8 q_1 q_4\rangle = \sqrt{(1-I_8)I_1(1-I_4)}\,|010\rangle + \sqrt{(1-I_8)I_1 I_4}\,|011\rangle + \sqrt{I_8 I_1(1-I_4)}\,|110\rangle \tag{III.8}$$

et :

$$P_3 = \sum w_i, i \in [1,8,4] = |(1-I_8)I_1(1-I_4) + (1-I_8)I_1 I_4 + I_8 I_1(1-I_4)| \tag{III.9}$$

$$P_3 = I_1(1-I_8 I_4) \tag{III.10}$$

Du même, on trouve :

$$P_3 = I_1(1-I_2 I_6) \tag{III.11}$$

$$P_3 = I_1(1-I_7 I_3) \tag{III.12}$$

$$P_3 = I_1(1-I_9 I_5) \tag{III.13}$$

L'équation généralisée est donnée par :

$$P_3 = I_{n_0}(1-I_{m_j} I_{m_{j+4}}); j \in 1,2,3,4; n_0 = 1; m_j = n_0 + j \tag{III.14}$$

Finalement, le pixel actif est remplacé avec la valeur maximale entre les quatre directions :

$$NewI(x,y) = max[P_1, P_2, P_3, P_4] \tag{III.15}$$

$NewI(x,y)$ est la nouvelle valeur de $I(x,y)$ après l'opération d'enhancement. De cette façon, chaque pixel de l'image d'origine est traitée en fonction de ses huit voisins pour générer la nouvelle image avec enhancement quantique comme illustré sur la figure III.12.

— **Localisation des contours**

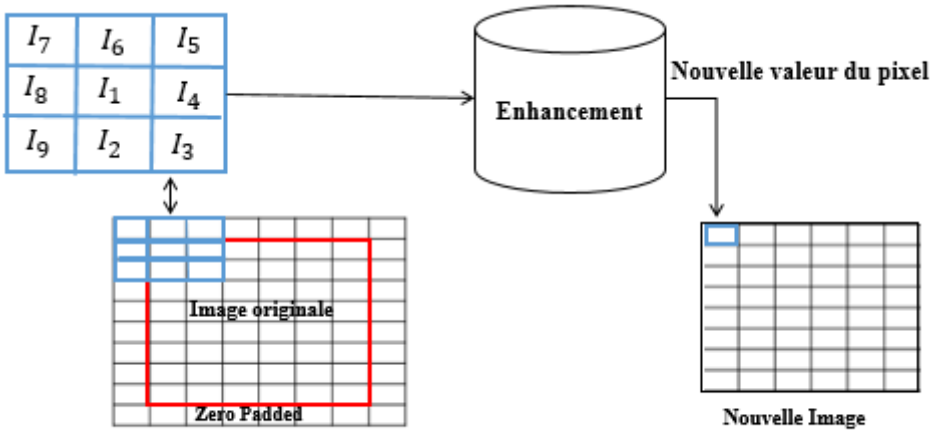


Figure III.12 – Les différents états pour la direction 0°.

Avec le développement rapide de l'industrie des semi-conducteurs suivant les lois de Moore, la technologie la plus utilisée en imagerie numérique est basée sur les capteurs CCD (Charge Coupled Device). Un capteur CCD est un détecteur de photons très sensible qui délivre un signal électrique proportionnel au nombre de photons reçus dans la surface des pixels, en utilisant l'effet photoélectrique [117]. D'autre part, l'équation de Plank-Einstein décrit l'énergie E d'un photon comme : $E = h\nu$, h étant la constante de Planck $h = 6,63 \times 10^{-34} J.s$, et ν la fréquence en Hertz de l'onde électromagnétique associée au photon. Ainsi, le nombre de photons P qui ont arrivés au capteur CCD pendant le temps d'exposition est lié à l'énergie totale reçue par le capteur E_s par l'expression : : $P = E_s/h\nu$.
De cette façon, pour une image $M \times N$, le nombre moyen de photons par pixel est :

$$\bar{NP} = \frac{P}{M \times N} \tag{III.16}$$

Maintenant, nous supposons que le nombre de photons arrivés à un certain pixel est proportionnel à l'intensité du niveau de gris de ce pixel, avec un facteur multiplicateur k, nous avons :

$$NP(x, y) = kI(x, y) \tag{III.17}$$

En appliquant la loi de probabilité sur un pixel donné et son voisinage de Moore, la probabilité d'avoir le nombre de photons $\bar{NP}$ dans le pixel aux coordonnées (x, y) est la suivante :

$$P_r(x, y) = \frac{kI(x, y)}{k \sum_{i=-1}^{1} \sum_{j=-1}^{1} I(x - i, y - j)} = \frac{I(x, y)}{\sum_{i=-1}^{1} \sum_{j=-1}^{1} I(x - i, y - j)} \tag{III.18}$$

Dans la méthode proposée, nous donnons la valeur 1 aux pixels qui ont une probabilité supérieure à la valeur 0.15 empiriquement trouvées. L'organigramme de la figure III.13 résume les différentes étapes de l'algorithme proposé.

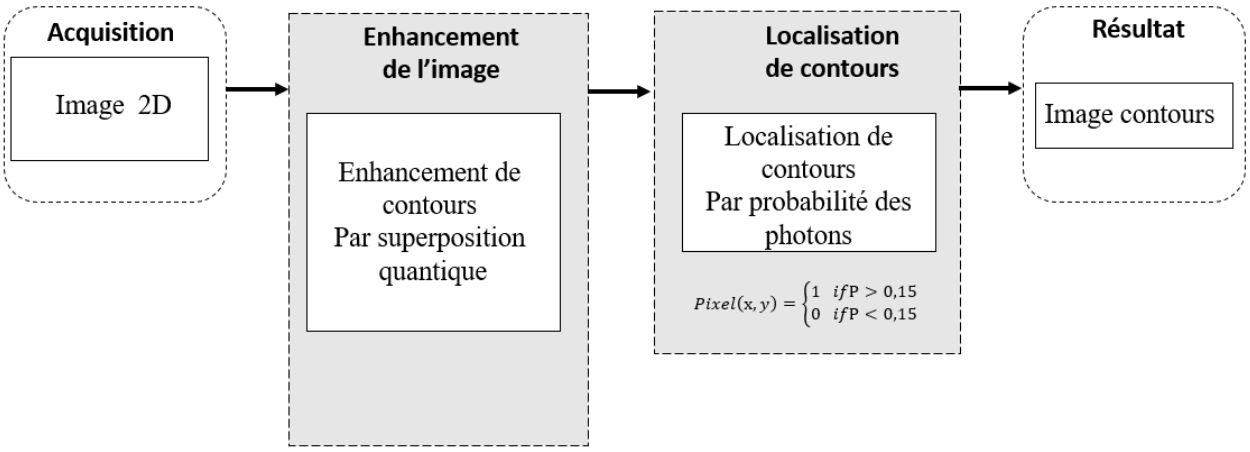


Figure III.13 – Organigramme de la méthode proposée.

3.4 Expérimentation et évaluation de l'approche sur des cultures sous serre

Afin de quantifier l'efficacité de l'algorithme développé, nous proposons une série d'expérimentations divisées en deux parties :

- **Expérimentation avec des images synthétiques** : pour tester l'algorithme avec différents types de contours et textures, ainsi que différents types de bruits.
- **Expérimentation avec des images réelles** : cela permet de voir le comportement de l'algorithme dans des situations réelles de bruit et de changement de luminosité.

Par la suite, et afin d'évaluer la performance de l'algorithme par rapport à d'autres algorithmes de détection de contours, un critère objectif et mesurable est nécessaire. Dans cette partie, nous utiliserons les métriques proposés par Fram & Deutsh comme décrit dans [118].

3.4.1 Méthode d'évaluation

Fram & Deutsh ont proposé deux paramètres (P_1 et P_2) pour évaluer le comportement des algorithmes de détection de contours pour les images sans et avec bruit. Ces paramètres varient entre 0 (comportement aléatoire) et 1 (bonne performance), et sont appliqués en blocs de 36×36 pixels divisés en 3 régions comme illustré sur la figure III.14, où les zones 1 et 2 sont deux blocs de 36×16 pixels [118].

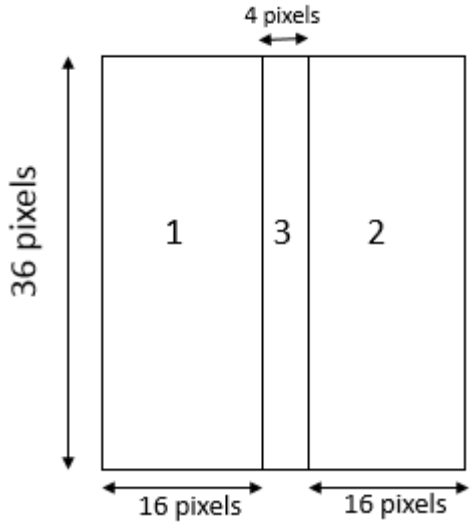


Figure III.14 – Les trois régions de calcul des critères de Fram & Deutsh.

$$P_1 = \frac{n^e_{sig}}{n^e_{sig} + (n^e_{noise} + n^0)(\frac{w_1^{stan}}{w_1})} \tag{III.19}$$

où :

$$n^e_{sig} = \frac{n^e - n^e_{noise}}{1 - \frac{n^e_{noise}}{w^e_1} w_2} \tag{III.20}$$

et :

$$n^e_{noise} = n^0 \frac{w^e_1}{w_1 - w^e_1} \tag{III.21}$$

Dans ces expressions, w_1 et w_2 sont les nombres de colonnes et de lignes de l'image binaire de sortie, respectivement, tandis que w^e_1 est le nombre de colonnes dans la région contour. n^e et n^0 représentent le nombre de pixels de contours détectés respectivement à l'intérieur et à l'extérieur de la zone d'intérêt. La valeur de w_1^{stan} est fixée sur 30, comme recommandé par les auteurs originaux de la méthode. Par contre, P_2 caractérise la continuité des bords et elle est donnée par :

$$P_2 = \frac{\frac{n^r}{w_2} - [1 - [1 - \frac{n^e_{noise}}{w^e_1 w_2}]] w^e_1}{[1 - (\frac{n^e_{noise}}{w^e_1 w_2})] w^e_1} \tag{III.22}$$

où n^r est le nombre de ligne dans la région de contours contenant au moins un point contour.

3.4.2 Images synthétiques

Une fois les critères de Fram & Deutsh définis, nous évaluons les performances de notre algorithme par rapport à trois algorithmes classiques de détection de contours (Sobel, Kayyali [119] et Canny) et également à la méthode proposée par Singh [120], qui commence par une binarisation d'image utilisant un seuil optimal et qui se termine par une détection de contours utilisant l'entropie de Shannon. Afin de comparer les résultats de ces approches, ils ont été appliqués à deux images synthétiques représentatives consacrées à la détection et à la segmentation des contours, qui contiennent différents types de contours : circulaire, vertical, horizontal et aléatoire. En outre, différents types de bruit ont été également ajoutés : gaussien, Speckle, sel et poivre et poisson.

Comme décrit dans les sections précédentes, la première étape de la méthode proposée consiste à l'enhancement de l'image par le biais de la loi de superposition quantique. Ceci a été appliqué aux images mentionnées ci-dessus, donnant les images de la figure III.15 dans lesquelles certaines régions ont été zoomées afin de remarquer leurs détails.

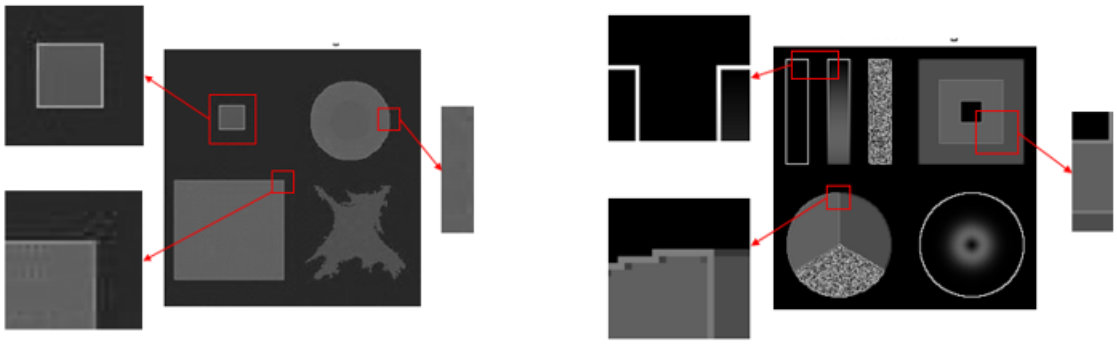


Figure III.15 – Exemple de processus de l'enhancement des contours par superposition quantique.

La première image contient trois formes d'objets différentes : un grand et un petit carré, un cercle et un objet amorphe, présentant des contours dans des directions différentes. Les figures III.16 et III.17 montrent les résultats de l'application des méthodes de détection de contour considérées à l'image lorsqu'elle est perturbée par le bruit de Speckle et du bruit Poivre et Sel, respectivement.

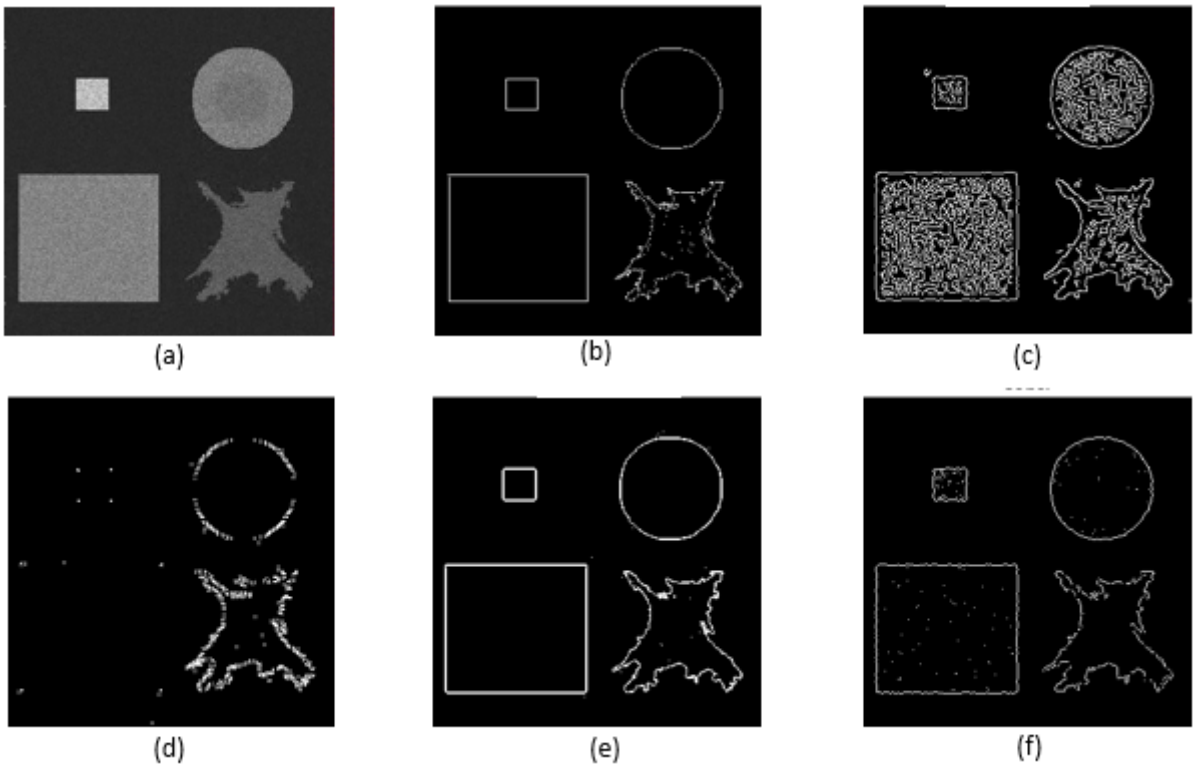


Figure III.16 – (a) Image synthétique originale avec bruit de Speckle (variance = 0.02). (b) Méthode proposée. (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel.

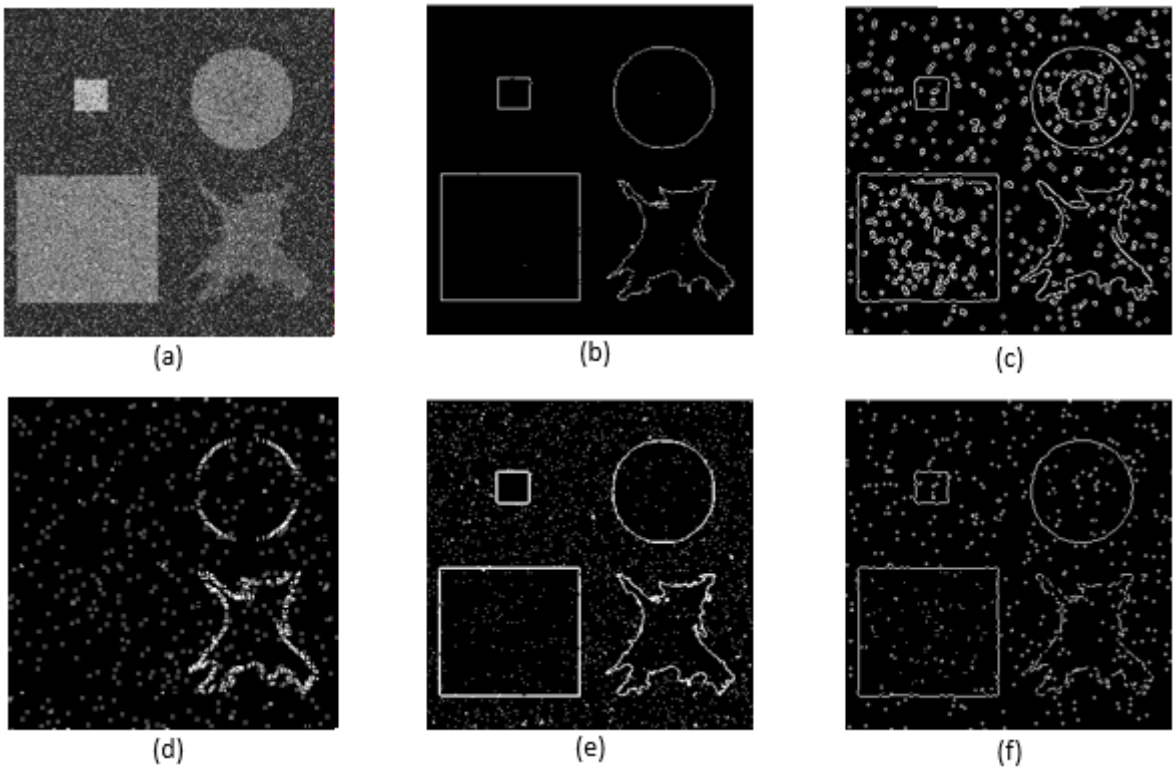


Figure III.17 – (a) Image synthétique originale avec bruit de Poivre et Sel (variance = 0.2). (b) Méthode proposée. (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel.

Pour une évaluation quantitative de la performance des méthodes testées, les Tableaux III.1 et III.2 présentent les valeurs P_1 et P_2 pour la première image synthétique dans différents cas : sans bruit, avec bruit gaussien, bruit de Poisson, bruit de Poivre et Sel et bruit de Speckle.

	Sans bruit	**Gaussien**	**Poisson**	**Poivre et Sel**	**Speckle**
Algorithme proposé	**0.953**	**0.921**	**0.994**	**0.978**	**0.889**
Sobel	0.854	0.698	0.786	**0.978**	0.875
Kayyali	0.795	0.755	0.699	0.869	0.785
Canny	0.711	0.778	0.745	0.961	0.875
Singh	0.917	0.874	0.962	0.962	0.862

Tableau III.1 – Les valeurs de P_1 pour les différentes méthodes (première image synthétique).

	Sans bruit	Gaussien	Poisson	Poivre et Sel	Speckle
Algorithme proposé	**0.927**	0.877	0.921	**0.972**	**0.989**
Sobel	0.805	0.501	0.666	0.802	0.666
Kayyali	0.755	0.734	0.894	0.751	0.882
Canny	0.888	0.722	0.798	0.923	0.750
Singh	0.881	**0.993**	**0.993**	0.937	0.983

Tableau III.2 – Les valeurs de P_2 pour les différentes méthodes (première image synthétique).

De même, la deuxième image synthétique considérée contient une large gamme de niveaux de gris, notamment des textures, des dégradations de niveau de gris et des contours. La combinaison de la texture et du bruit représente un banc d'essai approprié pour évaluer les performances de l'algorithme de détection de contours. Encore une fois, les résultats de l'application des méthodes de détection de contours considérées à cette image lorsqu'ils sont perturbés par le bruit de Speckle et de Poivre et Sel sont présentés dans les figure III.18 et III.19, respectivement.

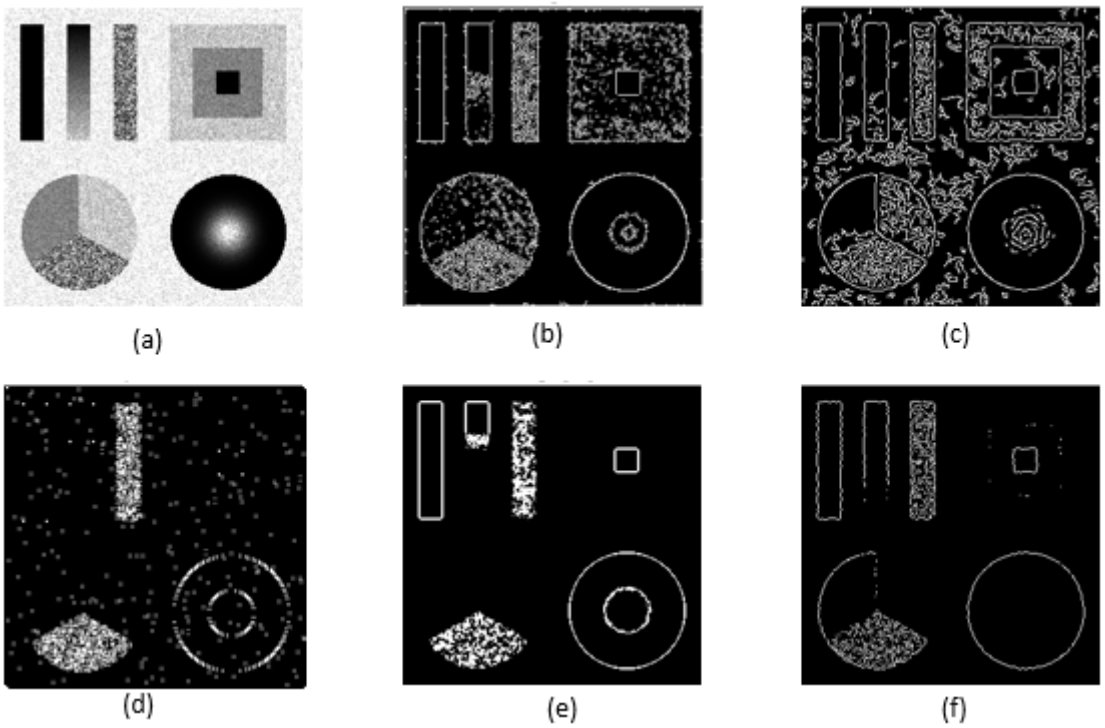


Figure III.18 – (a) Image synthétique originale avec bruit de Speckle (variance = 0.02). (b) Méthode proposée (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel.

Les résultats présentés montrent une bonne performance de la méthode proposée, surpassant le reste des méthodes considérées dans la plupart des situations. De cette façon, en l'appliquant à des images synthétiques, nous pouvons voir que la méthode proposée détecte avec succès les contours tout

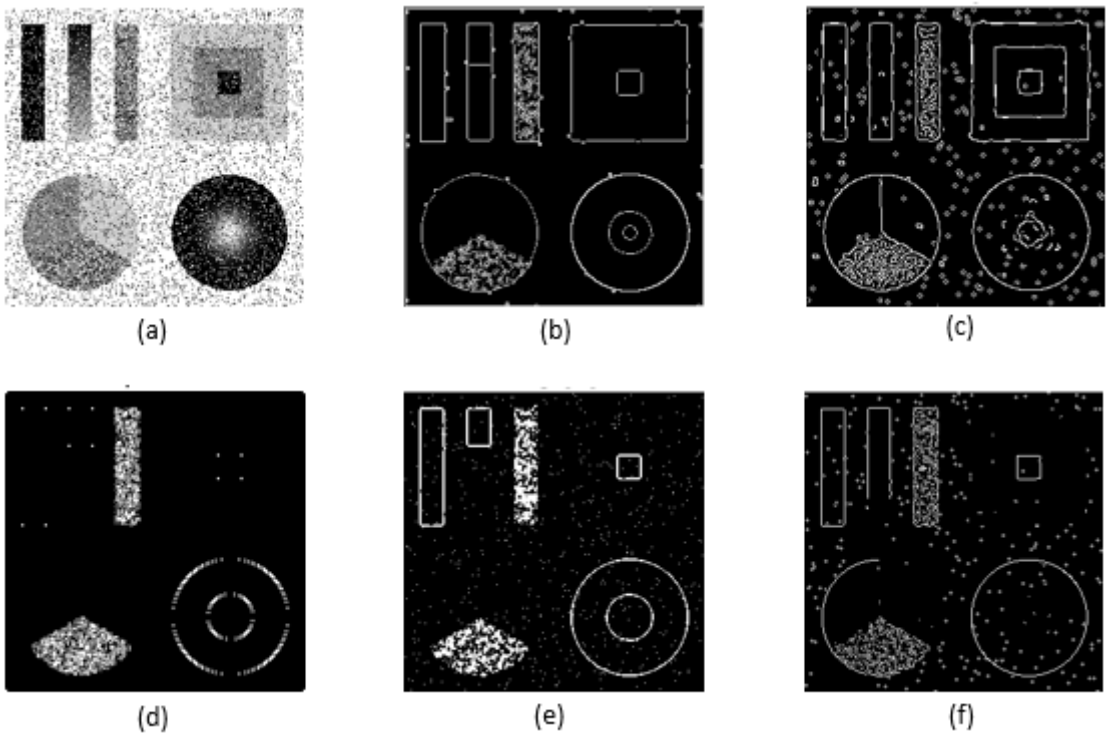


Figure III.19 – (a) Image synthétique originale avec bruit de Poivre et Sel (variance = 0.2). (b) Méthode proposée ; (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel.

	Sans bruit	**Gaussien**	**Poisson**	**Poivre et Sel**	**Speckle**
Algorithme proposé	**0.953**	**0.921**	**0.994**	**0.978**	**0.889**
Sobel	0.854	0.698	0.786	**0.978**	0.875
Kayyali	0.795	0.755	0.699	0.869	0.785
Canny	0.711	0.778	0.745	0.961	0.878
Singh	0.917	0.874	0.962	0.962	0.862

Tableau III.3 – Les valeurs de P_1 pour les différentes méthodes (deuxième image synthétique).

	Sans bruit	**Gaussien**	**Poisson**	**Poivre et Sel**	**Speckle**
Algorithme proposé	**0.927**	0.877	0.921	**0.972**	**0.898989**
Sobel	0.805	0.501	0.666	0.802	0.666
Kayyali	0.755	0.734	0.894	0.751	0.882
Canny	0.888	0.722	0.798	0.923	0.750
Singh	0.881	**0.993**	**0.993**	0.937	0.983

Tableau III.4 – Les valeurs de P_2 pour les différentes méthodes (deuxième image synthétique).

en préservant leur continuité et les coins des objets, même en présence de différents types de bruit sans avoir besoin d'une étape de post ou pré-traitement.

3.4.3 Images réelles

— **Environnement contrôlé**

À cette étape, nous appliquons la méthode proposée pour la segmentation de la surface foliaire des plantes de menthe (Figure III.20). Après cela, le centroïde de la surface détectée est calculé et transmis à un bras robotisé, placé sur le robot mobile Agri-Eco pour l'application de pesticides et d'eau. La Figure III.21 montre l'utilisation de la méthode proposée comme première étape d'un processus de segmentation basé sur la transformation de Hough [121] utilisé pour estimer la trajectoire du robot (en vert) entre les rangées des pots (en rouge).

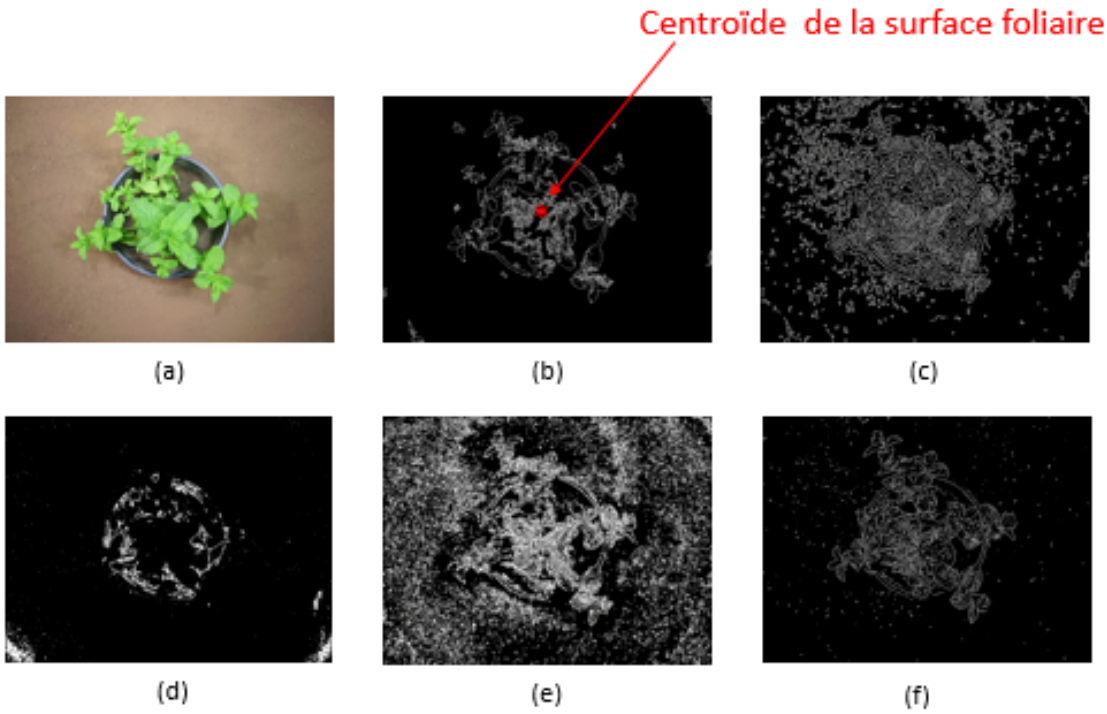


Figure III.20 – (a) Détection de contour d'une plante de menthe. (a) Image originale. (b) Méthode proposée. (c) Canny. (d) Kayyali. (e) Singh. (f) Sobel.

— **Environnement non-contrôlé**

Enfin, pour soutenir les premiers résultats de laboratoire, nous avons appliqué l'algorithme avec des images réelles de plantes de fraisiers sous serre pour tester son efficacité. Les images ont été prises dans une serre réelle de fraisiers de la région ALLAL ATTAZI au MAROC (coordonnées GPS $34°36'03.2"N, 6°23'08.6"W$) et dans une serre de fraisiers d'expérimentation (Figure III.22) à la Faculté des sciences de Rabat (coordonnées GPS $34°00'30.4"N, 6°50'18.4"W$) par une caméra Logitech HD Pro C920 [122] avec une résolution de 2304×1536 et $3,67mm$ de distance focale. De manière



Figure III.21 – Segmentation des pots de fraisiers et détection du centre de la trajectoire.

similaire aux tests de laboratoire, la méthode est utilisée pour la segmentation de la surface foliaire des fraisiers et la trajectoire du robot entre les billons de la serre (Figure III.23 et III.24).



Figure III.22 – Serre d'expérimentation à la Faculté des sciences de Rabat.

3.4.4 Discussion

Sur la base des résultats précédents, nous pouvons clairement voir que, après l'étape d'enhancement (Figure III.15), les contours sont accentués dans l'image, ouvrant ainsi la voie à la deuxième étape de l'algorithme. Dans cette deuxième étape, l'algorithme proposé est capable d'isoler correctement l'objet de l'arrière-plan par le biais de ses contours. Les valeurs obtenues pour les métriques P_1 et P_2 utilisées révèlent des performances supérieures en termes de qualité de détection que les algorithmes de détection de contours classiques. En plus, la méthode proposée est plus efficace en termes de temps d'exécution, comme le montre la figure III.25.
En outre, le résultat final montre également de bonnes performances pour le nouvel algorithme lorsqu'il s'agit de différents types de contours (contours circulaires, verticaux, horizontaux et amorphes) et de différents types de textures d'objets. Il montre également un bon comportement contre le bruit, étant particulièrement robuste contre l'apparition de pixels bruyants isolés (par exemple, Speckle et Salt

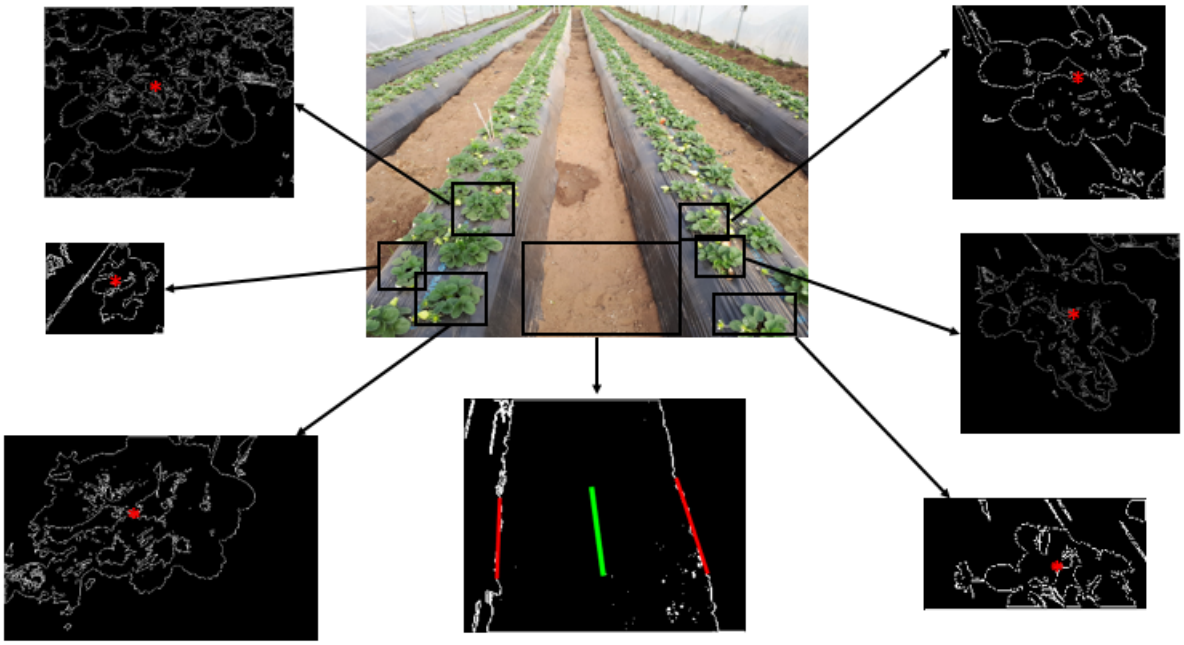


Figure III.23 – Résultats de la méthode proposée dans une serre tunnel d'expérimentation dans le région Allal Attazi.



Figure III.24 – Détection de la surface foliaire des fraisiers dans une serre d'expérimentation à la Faculté des sciences de Rabat.

and Pepper qui sont détectés par les méthodes classiques comme pixel contour).

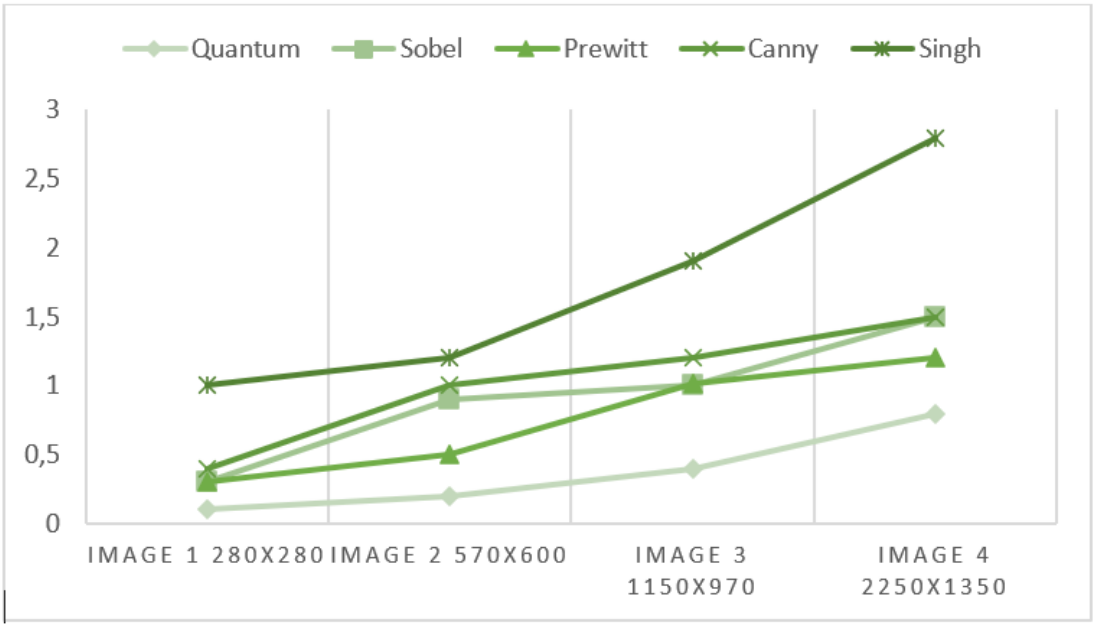


Figure III.25 – Temps d'exécution pour les différents algorithmes.

4 Approche 2 : Algorithme de segmentation des fruits d'avocatier par apprentissage machine

Au cours des deux dernières décennies, l'apprentissage machine AM (Machine learning en anglais), définit comme une discipline de l'intelligence artificielle permettant aux machine d'apprendre de manière autonome à partir des données, est devenu l'un des principaux piliers de la technologie de l'information. Avec les quantités toujours croissantes de données disponibles, il y a de bonnes raisons de croire que l'analyse intelligente des données deviendra encore plus omniprésente en tant qu'ingrédient nécessaire au progrès technologique.

L'utilisation de l'apprentissage Machine dans l'agriculture de précision a connu un grand pas et révolutionne notre manière de voir et de traiter les données agricoles. Nesteruk et al. ont proposé dans [123] un algorithme d'apprentissage machine basé sur l'algorithme de Support Vector machine SVM pour la classification des plantes. Un autre travail publié par Badage et al. propose un algorithme d'apprentissage machine pour la détection des maladies dans les billons agricoles [124]. Aussi, d'autres travaux ont été focalisés sur l'utilisation de l'apprentissage machine pour la prédiction de la récolte [125][126]. Nous considérons dans cette partie le développement d'un algorithme d'apprentissage machine, que nous avons proposé dans [127], basé sur l'enhancement quantique des caractéristiques de l'image et du Classificateur Forêt d'arbre décisionnels (*Random Forest*) . Cet algorithme a été appliqué pour la segmentation des fruits d'avocatier dans les images agronomiques.

4.1 La méthode proposée

Comme mentionné précédemment, la méthode proposée est composée de quatre étapes principales que nous présentons dans cette section. Notre objectif principal est de localiser chaque pixel de l'image et de l'affecter à une classe spécifique (l'avocatier dans notre cas). Pour y parvenir, nous construisons notre réseau, basé sur l'amélioration quantique des caractéristiques et des filtres spécifiques, afin d'extraire les caractéristiques de l'image (valeurs de pixels, contours et texture), suivi d'un classificateur d'apprentissage automatique.

4.1.1 Création de la vérité-terrain

La première étape de notre méthode est la génération de masques, l'idée est de segmenter manuellement les images d'entraînement (Figure III.26) pour créer les masques qui représentent la vérité terrain de l'entrainement. C'est un concept de base dans une tâche d'apprentissage automatique lorsque nous abandonnons les parties non pertinentes, appelé sélection de caractéristiques, et qui affecte les performances du modèle en réduisant la dimension des ensembles de données, ce qui conduit à un temps de calcul minimal [128].

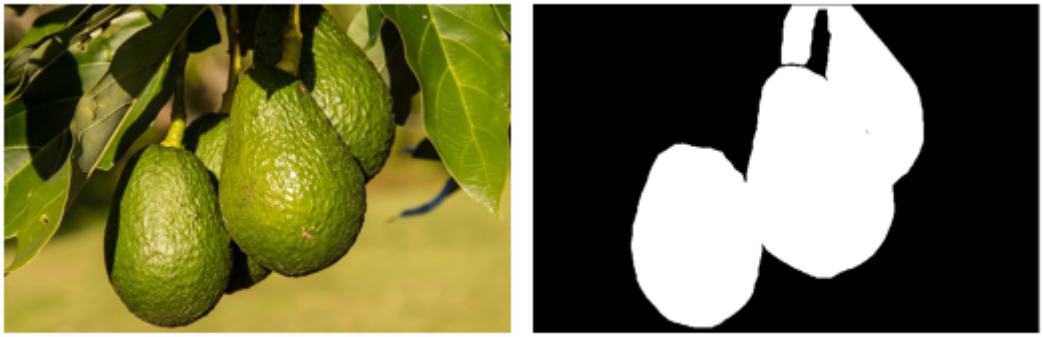


Figure III.26 – Un exemple de création de la vérité-terrain.

4.1.2 Extraction des caractéristiques de l'image

L'étape suivante consiste à alimenter l'ensemble de données dans un processus d'extraction de caractéristiques. L'idée est de créer un bloc où l'on stocke les caractéristiques des images améliorées et les différents filtres numériques classiques tels que : Kayyali [119], Bouda [129], Singh [120], Canny, Gabor, Gaussian (différentes valeurs sigma), Médiane, etc. Ainsi, nous générons les images avec des caractéristiques améliorées, elles sont stockons dans une trame de données qui contient la valeur des pixels de chaque sortie de filtre et l'étiquette correspondante obtenue à partir du masque.

— **Enhancement quantique des caractéristiques de l'image**

Comme nous avons vue dans les sections précédentes, l'algorithme d'enhancement quantique que nous avons développé permet d'améliorer les caractéristiques de l'image, et peut servir comme première étape à plusieurs types d'algorithmes de vision par ordinateur. Dans cette partie nous avons utilisé les équation III.14 et III.15 pour créer une image avec des caractéristiques améliorées (Figure III.27).

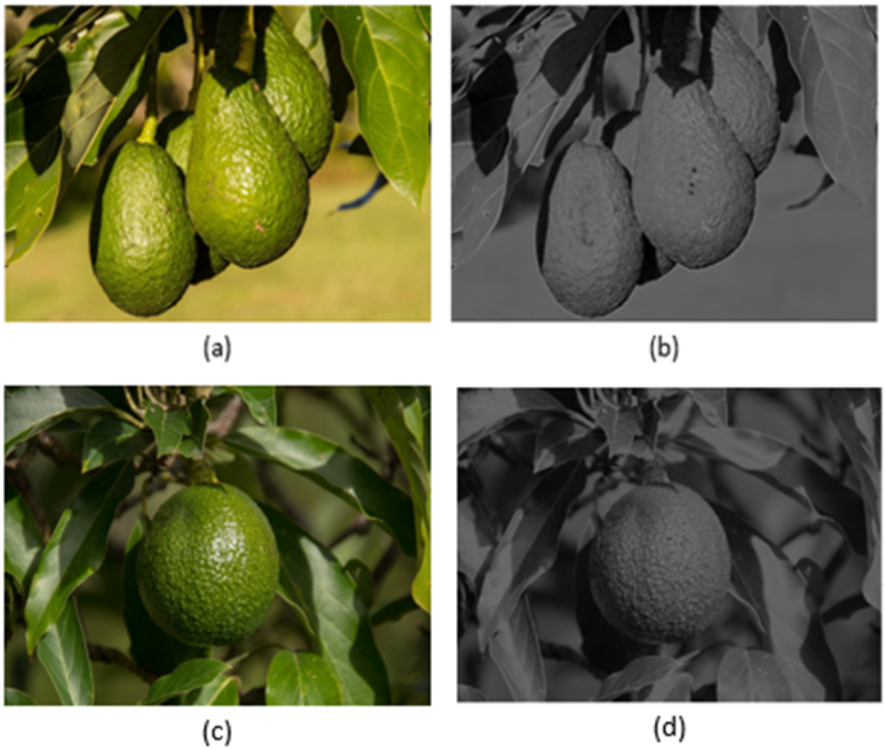


Figure III.27 – Exemple de l'enhancement de caractéristiques par la méthode proposée.

4.1.3 Classificateur Forêt d'arbre décisionnels « *Random Forest* »

L'algorithme de Forêt d'arbre décisionnels (en anglais Random Forest RF) est introduit pour la première fois par L. Breiman [130] et fait partie des célèbres algorithmes utilisés dans l'apprentissage automatique [131]-[133]. Il s'agit d'une combinaison flexible de plusieurs arbres de décision où chaque prédiction d'arbre dépend d'un vecteur aléatoire de l'entrée et le combine pour obtenir le résultat.
Dans notre méthode, nous transmettons notre trame de données au classificateur RF et commençons le processus d'apprentissage qui passe par toutes les valeurs de pixels de chaque filtre et essaie de prédire ses étiquettes comme le montre la figure III.28.

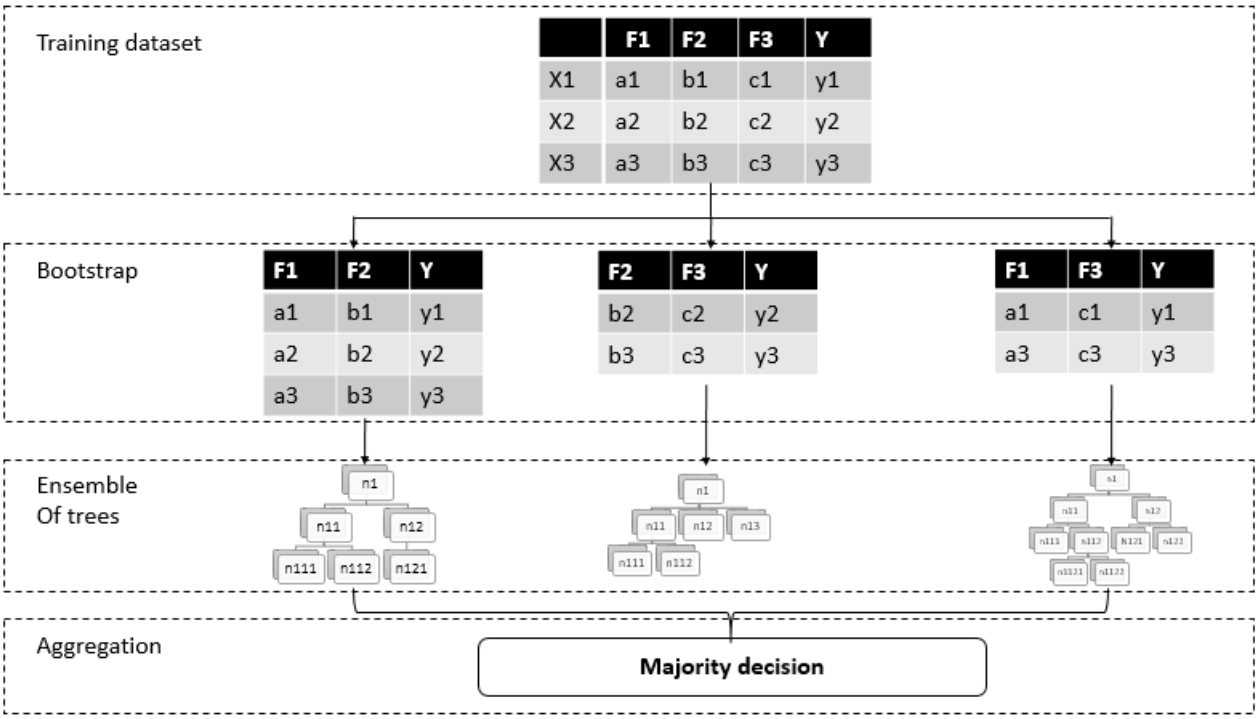


Figure III.28 – Représentation d'une architecture de classificateur RF sur un jeu de données de 3 entités et ses étiquettes.

4.1.4 Test du modèle sur des images aléatoires

L'algorithme proposé est ensuite appliqué pour créer un modèle de segmentation des fruits d'avocatier. Nous avons utilisé un ensemble de données d'avocatiers générés à partir d'images en ligne gratuites (Tableau III.5) et ses masques correspondants. Le temps d'apprentissage pour notre ensemble de données prend environ 2 heures en utilisant le système présenté dans le Tableau III.6.

Utilisé pour	Segmentation
Nombre	137
Format	JPEG (Joint Photographic Experts Group)
Extension	RGB
Résolution (Pixels)	1600×1200

Tableau III.5 – Détails des images d'avocatiers utilisées.

CPU	Intel $i7$ 8th Gen
GPU	NVidia GTX 1070
Fréquence	$3.2GHz$
RAM	$16GB$
Stockage	500Gb SSD
Systéme	Windows 10
Plateforme de développement	Python 3.8

Tableau III.6 – Détails de la machine de développement utilisée.

La méthode proposée peut être résumé comme le montre la figure III.29 :

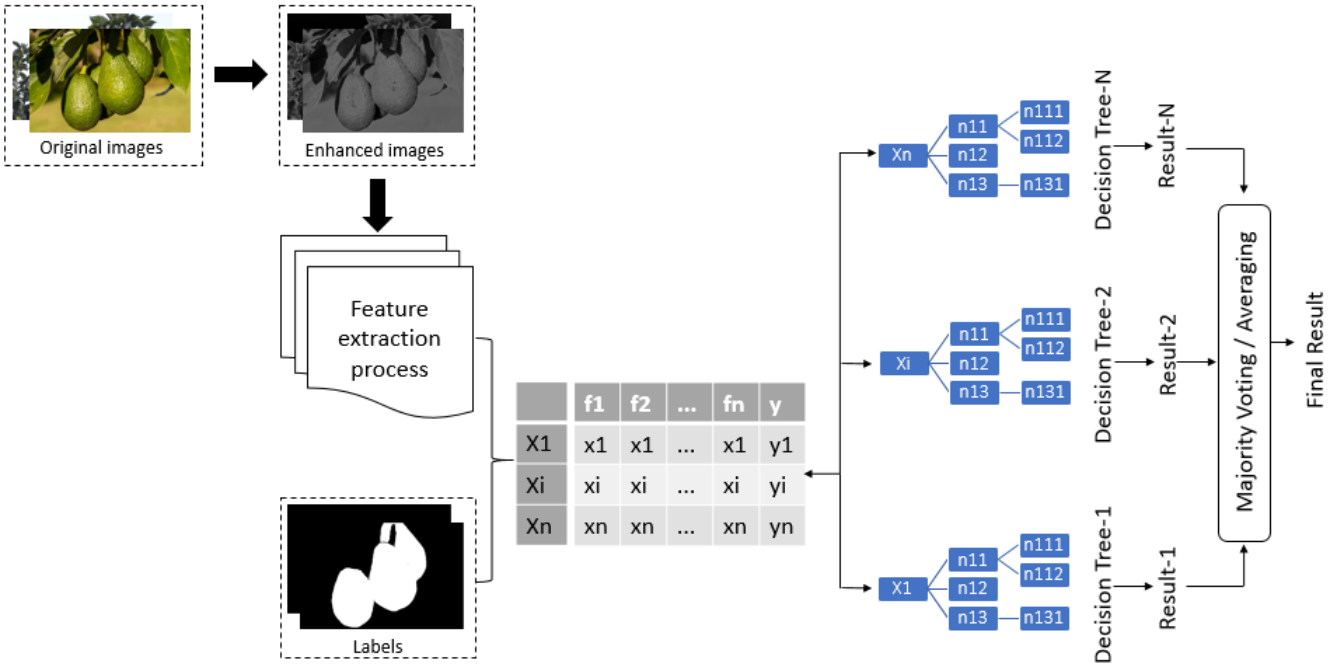


Figure III.29 – Résumé de la méthode proposée.

4.2 Critères d'évaluation

Comme vue précédemment, chaque méthode développée doit être évaluée par un ensemble de critères mesurables. Pour cela, nous avons utilisé les métriques : *Segmentation Accuracy* (SA) et *Mean Intersection Over Union* (MIoU), définies comme suit :

— **Segmentation Accuracy (SA) :** représente les performances d'un modèle de segmentation d'images, est donnée par :

$$SA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{III.23}$$

Avec : TP : True positive. FP : False positive. TN : True Negative. FN : False negative.

— **The Mean intersection over Union (MIoU) :** représente la performance du modèle de segmentation en calculant l'union et l'intersection entre la prédication et la vérité terrain, donnée par :

$$SA = \frac{TP}{TP + FP + FN} \tag{III.24}$$

4.3 Expérimentation et discussions

Nous avons validé les performances de notre méthode, par rapport à trois autres méthodes de segmentation proposées dans la littérature : i) La méthode proposée par Wang et al. où les auteurs ont utilisé une combinaison d'une transformée en ondelettes améliorée d'un algorithme Retinex et d'un clustering K-means pour la segmentation des fruits dans différentes conditions d'éclairage [133] ii) La méthode proposée par Hung et al. qui utilise un algorithme d'apprentissage combiné à un champ aléatoire conditionnel pour la segmentation des fruits 134 et enfin iii) la méthode proposée par Bargoti et al. qui utilise deux algorithmes d'apprentissage ; perceptron multicouche multi-échelle (MLP) et réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour la détection et le comptage des fruits 132. Nous avons appliqué notre méthode à un ensemble d'images agronomiques de fruits d'avocatier, avec l'objectif de bien séparer le fruit du fond. La figure III.30 montre un exemple des résultats obtenus et le tableau III.7 montrent les valeurs des critères d'évaluation.

Méthode	**SA %**	**MIoU %**
Méthode proposée	95	91
Hung and al.	86	–
Wang and al.	89.1	–
Bargoti and al.	79.1	–

Tableau III.7 – Les valeurs de SA, MIoU des différentes méthodes testées.

Comme le montrent les résultats, la méthode proposée donne un meilleur résultat en terme de performance de segmentation par rapport aux autres algorithmes présentés dans la littérature. Cependant, le processus de segmentation peut être optimisé en ajoutant une étape d'annotation automatique des images pour la génération de la vérité terrain, et une étape de post-traitement telle que le remplissage des trous, l'élimination des pixels isolés, etc...

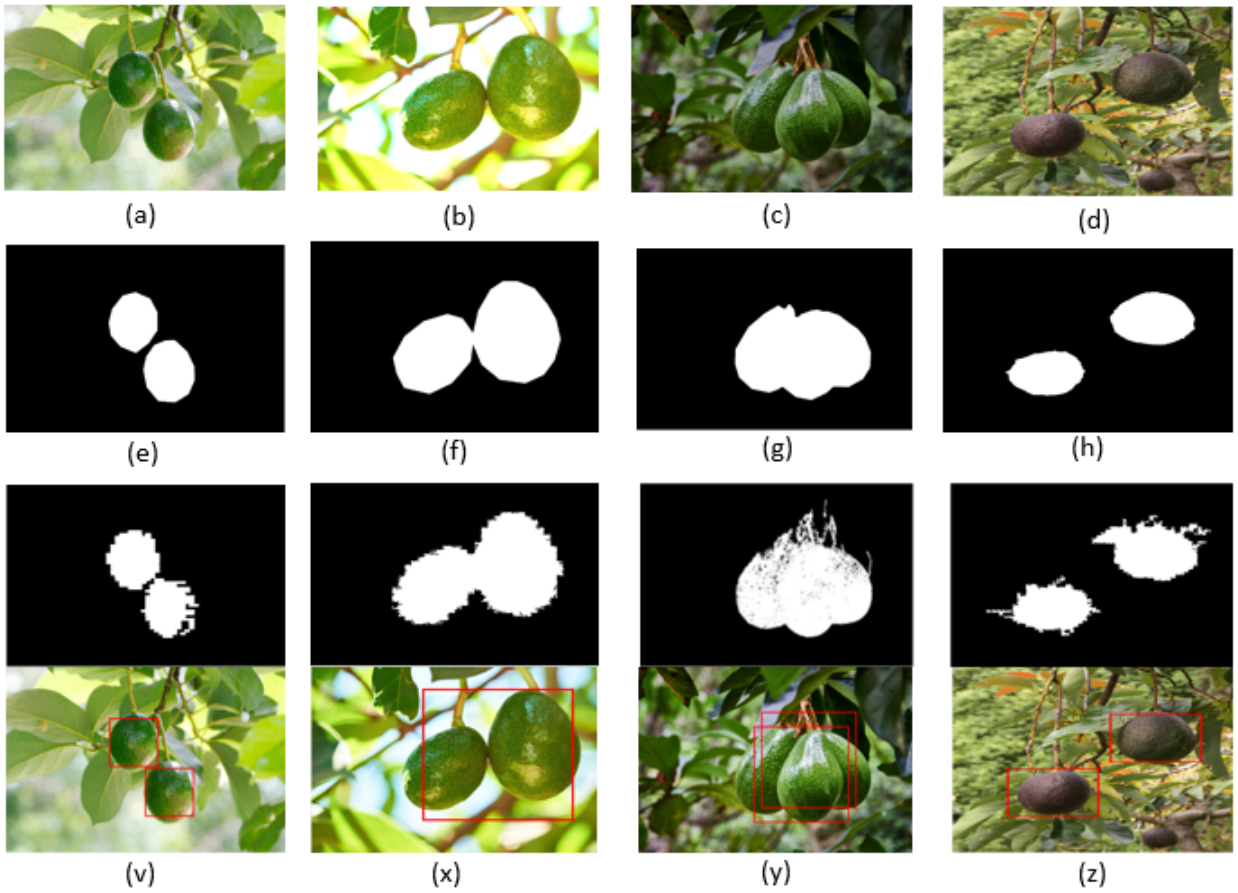


Figure III.30 – Segmentation du fruit d'avocat en utilisant la méthode proposée. (a)(b)(c)(d) images d'avocats. (a) image perturbée par le bruit poivre et sel. (b) image perturbée par une luminosité élevé (c)image perturbée par une luminosité réduite (c) image perturbés par le bruit gaussien. (e)(f)(g)(h) vérité-terrain (v)(x)(y)(z) Images segmentées.

4.4 Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté un algorithme d'apprentissage automatique pour la segmentation d'images d'avocatier, basé sur l'amélioration quantique des caractéristiques de l'image et le classificateur Forêt d'arbre décisionnels « Random Forest ». L'algorithme commence par une étape d'amélioration quantique des caractéristiques développée sur la base de lois de superposition quantique et utilise les algorithmes du classificateur Forêt d'arbre décisionnels pour la classification des données. L'algorithme a été appliqué à la segmentation des fruits de l'avocatier. Les résultats obtenus montrent une meilleure performance, par rapport aux autres méthodes proposées dans la littérature, basées sur les métriques SA et MIoU.

Même avec leurs nombreux avantages, les méthodes développées pour les images perspectives reste limitées dans le cas des images présentant des distorsions géométriques comme les images omnidirectionnelles, d'où l'intérêt de développé un nouvel algorithme plus adapté à ce type d'images.

5 Approche 3 : Segmentation des images omnidirectionnelles par superposition quantique sur la sphère de Bloch

5.1 Introduction

Comme nous avons vu précédemment, et grâce à ses nombreux avantages, la vision omnidirectionnel a pris une place importante dans de nombreux domaines de recherche : détection et suivi de personnes [135], navigation de robot [136], reconstruction de scène 3D [137], etc. essentiellement grâce au champ de vision à 360° fourni par un tel système. malgrè tous ses points positifs, la principale faiblesse de ce type de système de vision est la difficulté d'utiliser les algorithmes de traitement d'image classiques directement sur des images omnidirectionnelles. Et cela pour plusieurs raisons telles que : les distorsions radiales fournies par la forme géométrique de ces images, la non uniformité de la résolution des images (plus on est près du centre, plus la résolution est faible). Pour cela, un nombre important de recherches se sont intéressées à résoudre ce problème [138]-[140], en proposant de nouveaux algorithmes qui prennent en compte la géométrie de l'image et le voisinage modifié. L'un des types d'algorithmes de traitement d'image les plus affectées est la détection des contours, à cause de l'utilisation des noyaux par voie de convolution dans la majorité des méthodes connues.
Comme nous l'avons vu dans les sections précédentes, la détection des contours peut être définie comme la détection de changements importants et brusques de l'intensité de l'image du niveau de gris, l'objectif principal étant de détecter des objets/événements importants dans l'image traitée. Et à cause de son importance, de nombreuses recherches ont été menées pour proposer des algorithmes de détection des contours adaptés aux images omnidirectionnelles. Dans [142], les auteurs ont utilisé une projection de l'image sphérique à 360° sur un cylindre, avant d'appliquer directement des algorithmes classiques au cylindre. Domonceaux et al. [143] ont proposé de définir un voisinage sphérique pour chaque pixel afin d'adapter les méthodes markoviennes aux images omnidirectionnelles, mais il ne peut pas être généralisé au filtrage d'images. Un autre travail proposé par EL kadmiri et al. [144] utilise la distribution de charges électrostatiques virtuelles sphériques pour détecter les contours des images sphériques. D'autres auteurs dans [145] ont utilisé des harmoniques sphériques pour définir des produits de convolution dans des images sphériques. La majorité des algorithmes de détection des contours pour les images omnidirectionnelles présentés dans la littérature ne sont pas conçus directement sur l'espace sphérique qui convient mieux à ces types d'images.
Pour contourner ces limitations, nous avons proposé dans [146] un algorithme de détection des contours dans les images omnidirectionnelles basé sur les lois d'entropie et de superposition quantique, par définition de voisinage sphérique sur la sphère de Bloch. L'algorithme proposé évite la binarisation qui est une étape coûteuse dans la majorité des algorithmes de détection de contours et prend en compte la géométrie de l'image omnidirectionnelle afin d'éviter la faiblesse des méthodes classiques. Il

est composée de 3 étapes majeures : i) définition de voisinage sphériques dans la sphère de Bloch. ii) enhancement des contours par superposition quantique et iii) localisation des contours par entropie.

5.2 Définition de voisinage sphérique dans la sphère de Bloch

La limite principale de l'utilisation de détecteurs de contours classiques directement sur l'image sphérique est que, quelle que soit la position des noyaux dans l'image, son effet sur le voisinage du pixel reste le même, ce qui conduit à une fausse détection puisque la définition du voisinage est différente dans le cas de l'image sphérique. Afin de résoudre ce problème, et puisque nous travaillons dans le cas des QIP, nous proposons de travailler avec une image équivalente basée sur la sphère de Bloch, où chaque pixel est caractérisé par son intensité I et sa position, qu'elle sera définie en fonction de l'angle polaire et l'angle azimuthal θ et ϕ comme $I(\theta, \phi)$, au lieu de la position 2D x et y comme $I(x, y)$ Soit ψ^i_{sphere} la $i^{ème}$ pixel du voisinage de Moore et I son intensité. Afin d'atteindre cette nouvelle configuration, nous avons utilisé les équations III.3 et III.4 pour proposer une autre définition de l'état quantique du pixel qui rassemble à la fois l'état basé sur l'intensité et celui basé sur la position sphérique, nous avons :

$$\left|\psi^i_{sphere}\right\rangle = A_i \left|0\right\rangle + B_i \left|1\right\rangle \tag{III.25}$$

où :$A_i = \frac{\sqrt{1-I_i(\theta,\phi)}}{\alpha_i^2}$ et $B_i = \frac{\sqrt{I_i(\theta,\phi)-\beta_i^2}}{1-\beta^2}$; $\alpha_i = \cos\frac{\theta_i}{2}$; $\beta i = \exp i\phi \sin\frac{\theta_i}{2}$; $\theta \in [0, \pi/2[$; $\phi \in [0, 2\pi[$

Les amplitudes A et B satisfont à la condition suivante :

$$\left|A_i = \frac{\sqrt{1 - I_i(\theta,\phi)}}{\alpha_i^2}\right|^2 + \left|B_i = \frac{\sqrt{I_i(\theta,\phi) - \beta_i^2}}{1-\beta^2}\right|^2 = 1 \tag{III.26}$$

5.3 Détection de contours

5.3.1 Enhancement de contours par superposition quantique

La deuxième étape du processus de détection des contours consiste à isoler l'objet de l'arrière-plan afin d'éviter de fausses détections provenant d'un arrière-plan texturé, nous considérons le voisinage Moore du pixel actif comme illustré sur la figure III.31 :

Pour un meilleur résultat, nous recherchons les points de contours dans quatre directions différentes par chaque voisinage de Moore :

— **Direction 0° :** $\left\langle \psi^4_{sphere} \middle| \psi^1_{sphere} \middle| \psi^8_{sphere} \right\rangle$
— **Direction 45° :** $\left\langle \psi^3_{sphere} \middle| \psi^1_{sphere} \middle| \psi^7_{sphere} \right\rangle$

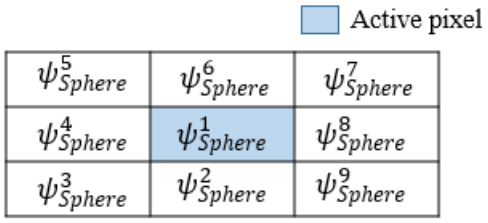


Figure III.31 – Le pixel central avec ses huit voisins.

— **Direction 90° :** $\left\langle \psi^2_{sphere} \middle| \psi^1_{sphere} \middle| \psi^6_{sphere} \right\rangle$

— **Direction 135° :** $\left\langle \psi^9_{sphere} \middle| \psi^1_{sphere} \middle| \psi^5_{sphere} \right\rangle$

Ensuite, nous appliquons les équations III.4 et III.25 pour chaque sous-système de trois pixels, un exemple pour la direction 90° est donné dans la Figure III.32, où les états ´0ˇ et ´1ˇ représentent respectivement un pixel d'arrière-plan et un pixel objet. Comme nous l'avons vu dans la section 3.3

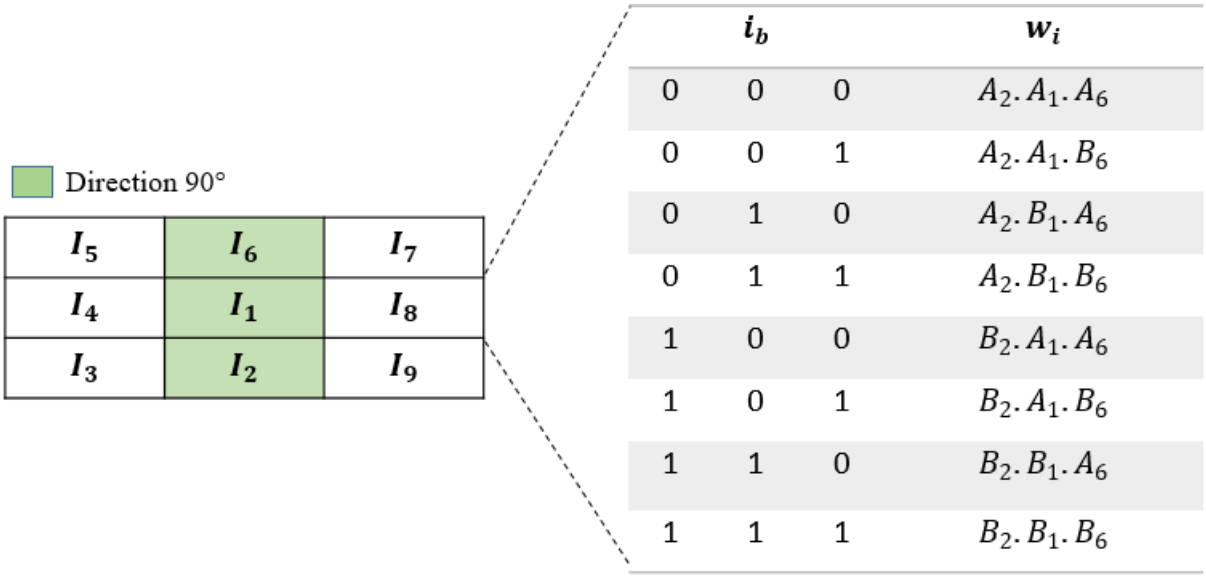


Figure III.32 – Différents états pour la direction 45°.

et par définition, un point de contour est défini comme un pixel objet qui a au moins un pixel de fond dans son voisinage, de sorte que ces deux cas peuvent être ignorés :

— **Cas 1 :** le pixel traité est un pixel fond.

— **Cas 2 :**le pixel traité n'est entouré que de pixels d'objet.

En ignorant ces deux cas, et pour chaque sous-système dans une direction donnée, nous avons :

$$\left\langle \psi^{2}_{sphere} \middle| \psi^{1}_{sphere} \middle| \psi^{6}_{sphere} \right\rangle = A_2 B_1 A_6 \left|010\right\rangle + A_2 B_1 B_6 \left|011\right\rangle + B_2 B_1 A_6 \left|110\right\rangle \tag{III.27}$$

et :

$$Prob_1^{90^\circ} = \sum w_i, i \in [2,1,6] = B_1(B_2 A_6 + A_2(A_6 + B_6)) \tag{III.28}$$

$$Prob_2^{45^\circ} = B_1(B_3 A_7 + A_3(A_7 + B_7)) \tag{III.29}$$

De même, on trouve :

$$Prob_3^{0^\circ} = B_1(B_4 A_8 + A_4(A_8 + B_8)) \tag{III.30}$$

$$Prob_4^{135^\circ} = B_1(B_9 A_5 + A_9(A_5 + B_5)) \tag{III.31}$$

L'équation généralisée est donnée par :

$$Prob_j = B_{n_0}(B_{m_j} A_{m_j+4} + A_{m_j}(A_{m_j+4} + B_{m_j+4})) \tag{III.32}$$

Avec : $j \in [1,2,3,4]$; $n_0 = 1$ et $m_j = n_0 + j$
Après, le pixel traité est remplacé par la valeurs maximale entre les quatre directions :

$$Pixel(\theta, \phi) = \max[Prob_j] \tag{III.33}$$

Chaque nouveau pixel est traité en se basant sur les étapes décrite avant afin de générer une nouvelle image améliorée.

5.3.2 Détection de contours par entropie quantique

Le concept d'entropie quantique a été introduit pour la première fois par John von Neumann en 1932 [147] qui représente une généralisation quantique de l'entropie de Shannon classique et donne un sens à la théorie de l'information quantique sous qubit. Ce concept peut être présenté comme la mesure de la quantité d'informations, de l'incertitude ou du désordre dans une quantité d'informations, il est

donné par :

$$S_{quantum} = -trace(\rho \log \rho) \tag{III.34}$$

où ρ est la matrice de densité du système.

De nombreux algorithmes de détection de contours ont été développés sur la base de la théorie de l'entropie [120][148]-[150]. Nous avons appliqué l'entropie quantique locale dans chaque voisinage de Moore de l'image traitée, une entropie plus élevée correspond à un pixel contour. Pour chaque pixel central du voisinage de Moore, il est défini comme un pixel de contour si l'entropie locale est supérieure à un seuil $H_L = 0.35$ trouvé pratiquement, nous avons :

$$Pixel(\theta, \phi) = \begin{cases} 1 & \text{si } S_{quantum} > H_L \\ 0 & \text{si } S_{quantum} < H_L \end{cases} \tag{III.35}$$

En résumé, les étapes de l'algorithme proposé sont présentées dans la figure III.33 :

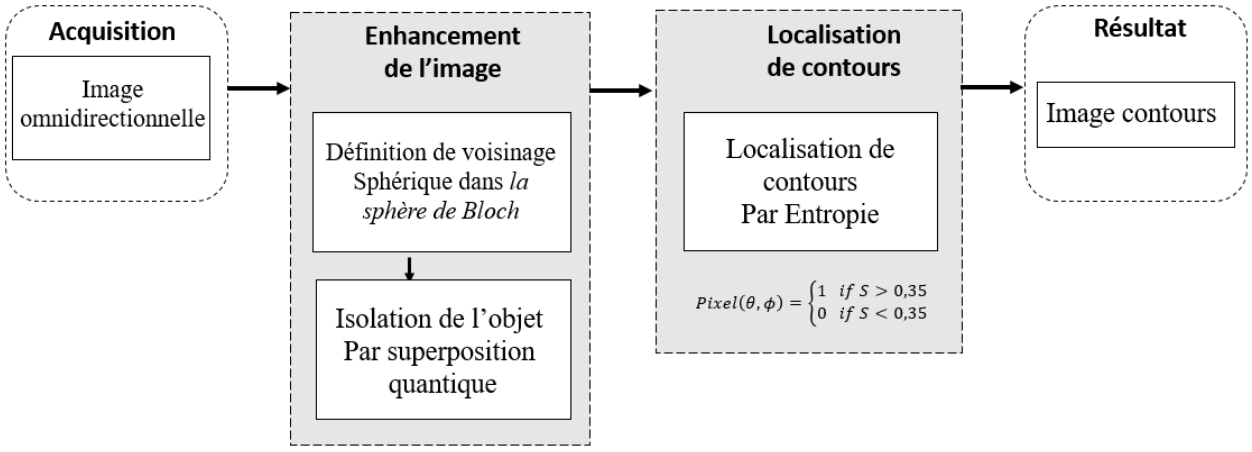


Figure III.33 – Les différentes étapes de l'algorithme proposé.

5.4 Expérimentation et discussion

5.4.1 Matériels

Notre objectif est la segmentation des contours d'images omnidirectionnelles. Par conséquent, nous avons utilisé deux types d'images : des images synthétiques pour l'évaluation de la méthode et la

comparaison, et des images réelles prises à partir d'une caméra omnidirectionnelle à l'intérieur de la serre tunnel d'expérimentation. Nous avons utilisé une caméra omnidirectionnelle calibrée composée d'un miroir sphérique et d'une caméra perspective, en une configuration face-à-face (Figure III.34). Les tableau III.8 et III.9 contiennent les détails sur la caméra omnidirectionnelle et les images utilisées.

Miroir		**Caméra**	
Type	Sphérique	**Type de capteur**	CCD : 23.0 x 15.5 mm
Rayon	3 cm	**Distance focale (mm)**	8.4
Distance focale	1.5 cm	**Résolution (Pixels)**	4256 x 2848
Matériel	Acier inoxydable	**Taille de pixel (mm)**	0.0054

Tableau III.8 – Paramètres de la caméra omnidirectionnelle.

	Images synthétiques	**Images réelles**
Utilisé pour	La méthode d'évaluation et comparaisons	Applications agricoles
Nombre	15	5
Format	JPEG (Joint Photographic Experts)	TIFF (Tagged Image File)
Type	Niveaux de gris	RGB
Résolution	800 x 400	4256 x 2848

Tableau III.9 – Détails des images utilisées.

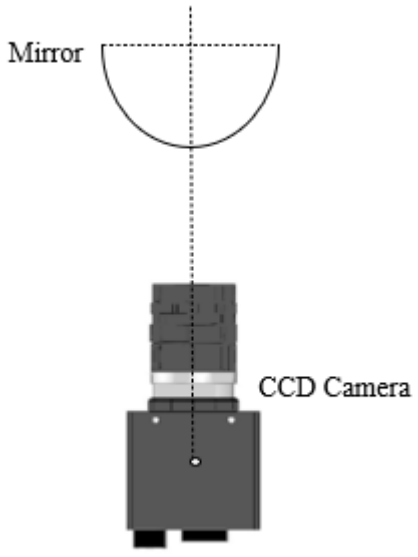


Figure III.34 – Configuration face à face de la camera omnidirectionnelle utilisée.

5.4.2 Images synthétiques

Afin d'évaluer les performances à la méthode proposée par rapport à la méthode proposée par Guelzim et al, qui ont proposé un algorithme de détection de contour pour les images omnidirectionnelles en quatre étapes : i) quantification de l'image. ii) calcul de la matrice d'entropie H. iii) vérification du maximum local et iv) seuillage [138], la méthode proposée par Jacquey et al, qui estime le gradient de l'image omnidirectionnelle basé sur une approche non additive [151] et à la méthode proposé par El kadmiri et al, qui utilise un modèle de charge électrostatique sphérique pour détecter les contours de l'image omnidirectionnelle. Nous avons appliqué ces méthodes à trois images omnidirectionnelles synthétiques représentatives dédiées aux applications de détection de contours, et contenant différents types de contours. De plus, différents types de bruits ont été ajoutés à ces images afin d'évaluer le comportement de ces méthodes contre le bruit.
Comme décrit précédemment, la deuxième étape de la méthode proposée est l'enhancement des contours, qui est effectuée en utilisant les lois de superposition quantique sur la sphère de Bloch. La figure III.35 montre l'effet de ce processus pour une image synthétique omnidirectionnelle, où certaines régions de l'image synthétique ont été zoomées pour montrer l'effet de l'amélioration des contours dans différentes parties de l'image. La figure III.36 montre l'application de la méthode proposée sur des images omnidirectionnelles synthétiques, et la figure III.37 l'application de la méthode en comparaison avec les méthodes de détection de contours considérés.
La première image synthétique omnidirectionnelle (image de droite) contient un damier noir et blanc

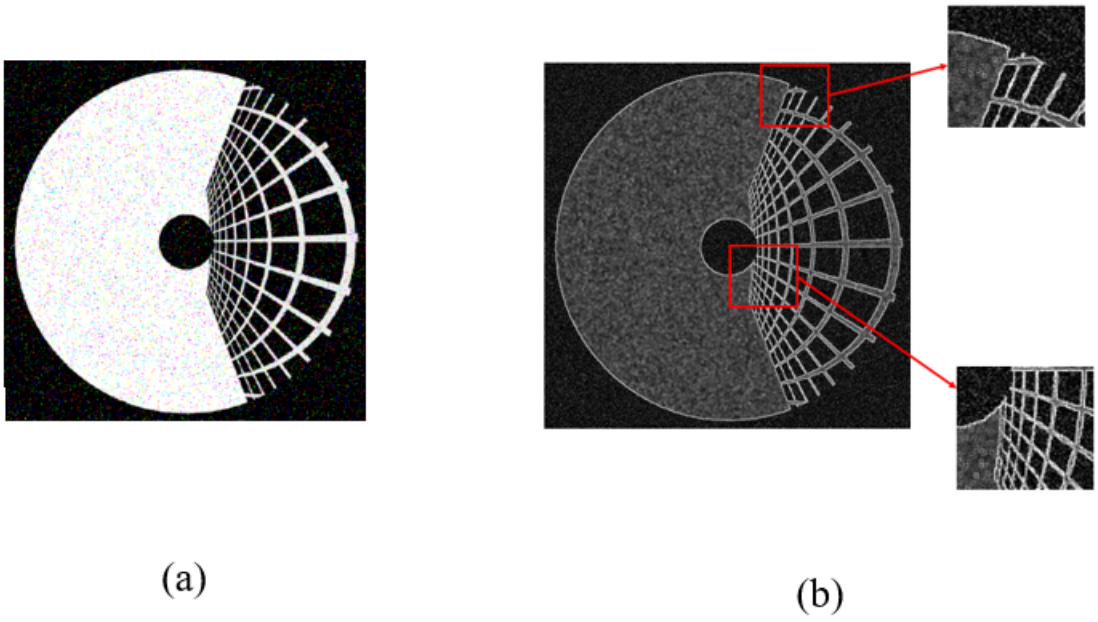


Figure III.35 – Enhancement de l'image par superposition quantique.

sur fond blanc. Ce dernier présente une distorsion radiale qui réduit la résolution près du centre et qui

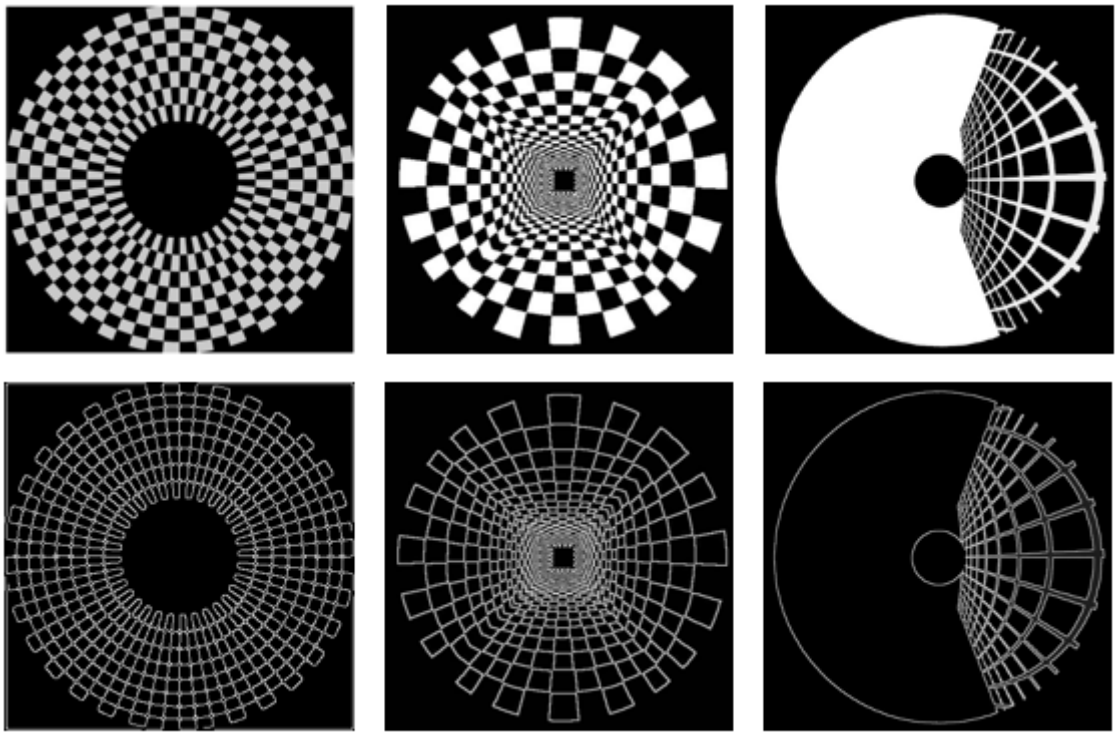


Figure III.36 – Détection de contours par la méthode proposée sur des images omnidirectionnelles synthétiques.

génère une déformation de ligne. De même, les deuxième et troisième image contiennent une grille de calibration à 360° qui présente un bon exemple de la distorsion radiale générée par le miroir sphérique. Ces deux images simulent une caméra catadioptrique placée respectivement à l'intérieur d'un cylindre et d'un parallélépipède.

Comme précédemment, nous avons utilisé la méthode de Fram et Deutsh pour avoir des indices quantifiables et mesurables désignant la performance de chaque méthode, vis-à-vis de la continuité des contours, et de la sensibilité au bruit. La figure III.38 montre les valeurs de ces critères dans le cas d'une image omnidirectionnelle. Les tableaux III.10 et III.11 montrent les valeurs de P_1 et P_2 pour les différentes méthodes testées dans trois cas : sans bruit, avec bruit gaussien et avec bruit poivre et sel.

	Sans bruit	**Gaussien**	**Poivre et Sel**
Algorithme proposé	**0.9121**	**0.8919**	**0.9009**
Guelzim et al	0.8380	0.8240	0.8314
Jacquey et al	0.8802	0.8711	0.8699
El kadmiri et al	0.8902	0.8800	0.8102

Tableau III.10 – Les valeurs de P_1 pour les différentes méthodes.

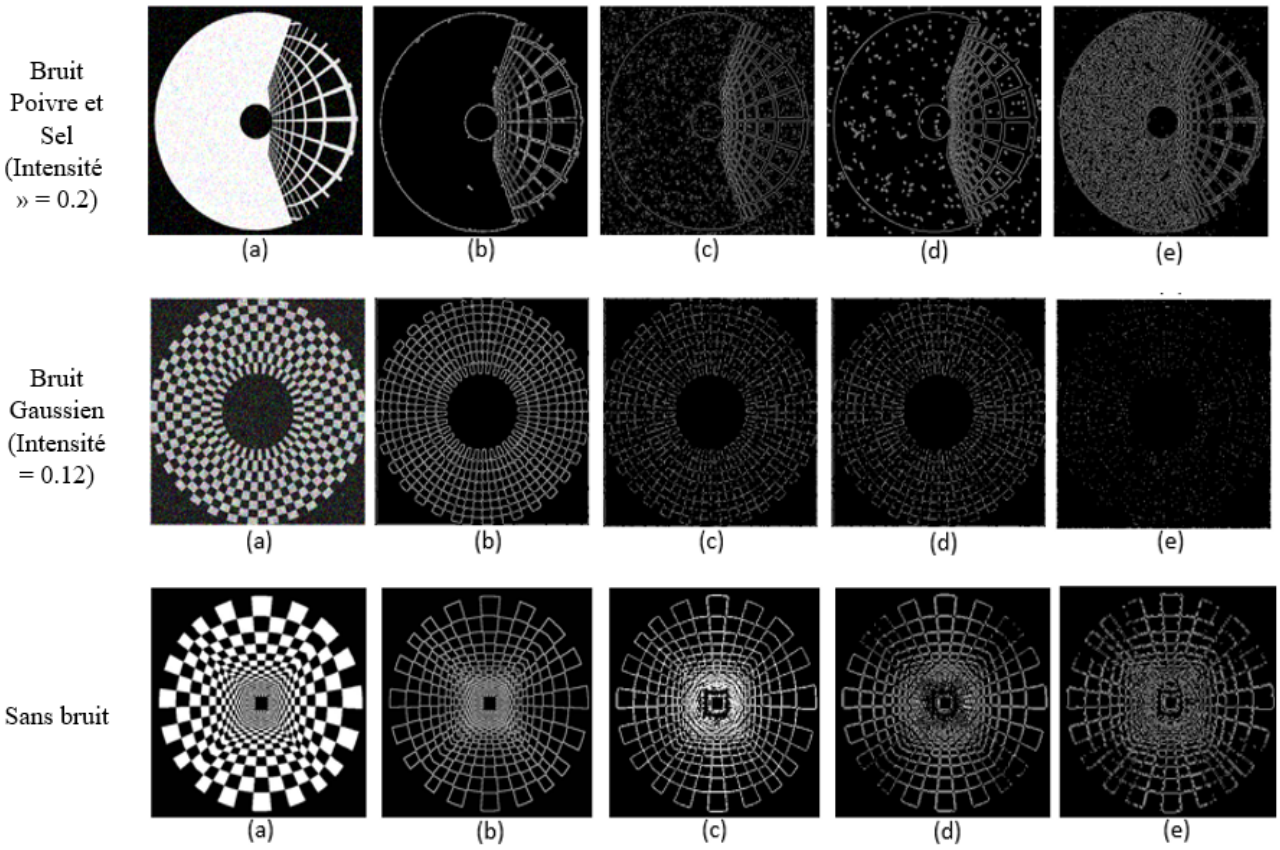


Figure III.37 – Application de diffèrents algorithmes de détection de contours pour trois images synthétiques avec différents types de bruits. (a) Image synthétique originale. (b) méthode proposée. (c) Guelzim and al. (d) Jacquey et al. (e) El Kadmiri et al.

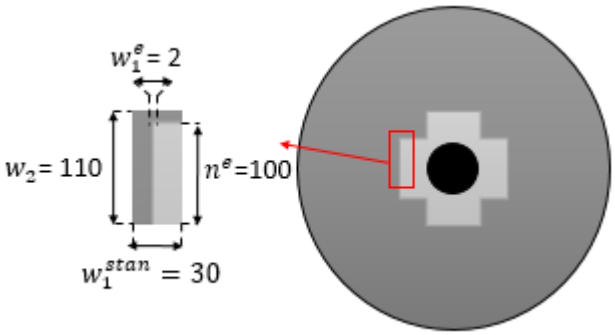


Figure III.38 – Exemple d'extraction des paramètres de Fram et Deutsh dans une image omnidirectionnelle.

Le critère P_1 mesurant à nouveau la robustesse du bruit de la méthode de détection de contours, le tableau III.10 montre que la méthode proposée résiste à différents types de bruit par rapport aux autres méthodes testées. En revanche, le Tableau III.11 montre les valeurs du P_2 qui caractérisent les

	Sans bruit	Gaussien	Poivre et Sel
Algorithme proposé	0.9891	**0.9638**	**0.9770**
Guelzim et al	0.9329	0.9100	0.8129
Jacquey et al	0.9891	0.9190	0.8591
El kadmiri et al	**0.9894**	0.9209	0.9609

Tableau III.11 – Les valeurs de P_2 pour les différentes méthodes.

performances de la méthode en termes de continuité de contours. Ainsi, les deux paramètres montrent que la méthode proposée présente une meilleure performance à la fois dans la continuité des contours et dans la sensibilité au bruit.

5.4.3 Images réelles

Afin de valider les résultats trouvés dans le cas des images synthétiques, nous avons appliqué la méthode proposée sur des images omnidirectionnelles capturées dans une serre de fraisiers d'expérimentation. Pour cela, nous avons utilisé une caméra catadioptrique calibrée composée d'un miroir sphérique et d'une caméra perspective dans une configuration face à face (Figure III.34).
La figure III.39 montre deux images omnidirectionnelles dans une serre de fraisiers, prises à partir d'une caméra omnidirectionnelle embarquée dans le robot agricole développé. Dans ce cas, la méthode de détection des contours est considérée comme la première étape d'un processus de navigation de robot autonome entre les cultures de fraises, le centre du chemin de navigation est calculé en fonction des contours des billons gauche et droite de la figure III.39.a, comme présenté dans la figure III.40.

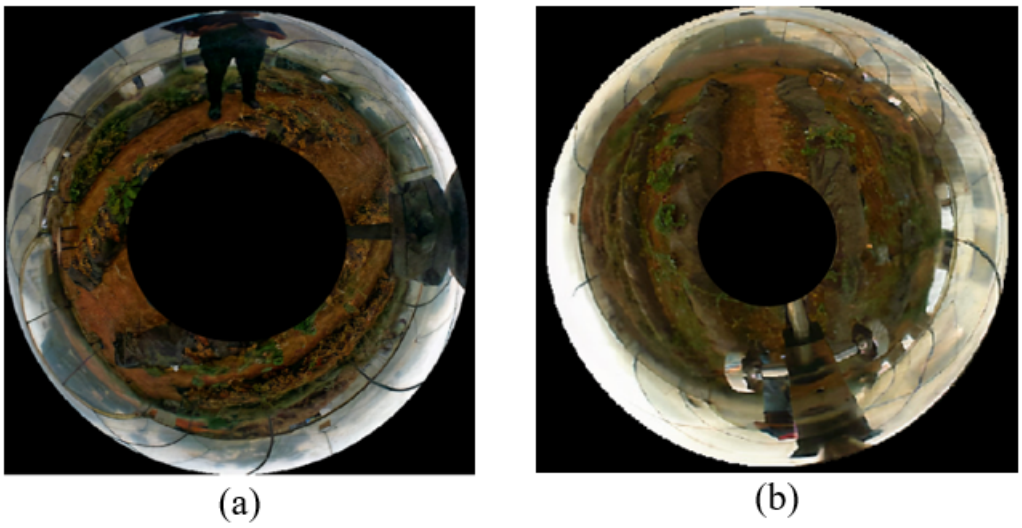


Figure III.39 – Images omnidirectionnelles d'une serre de fraisiers.

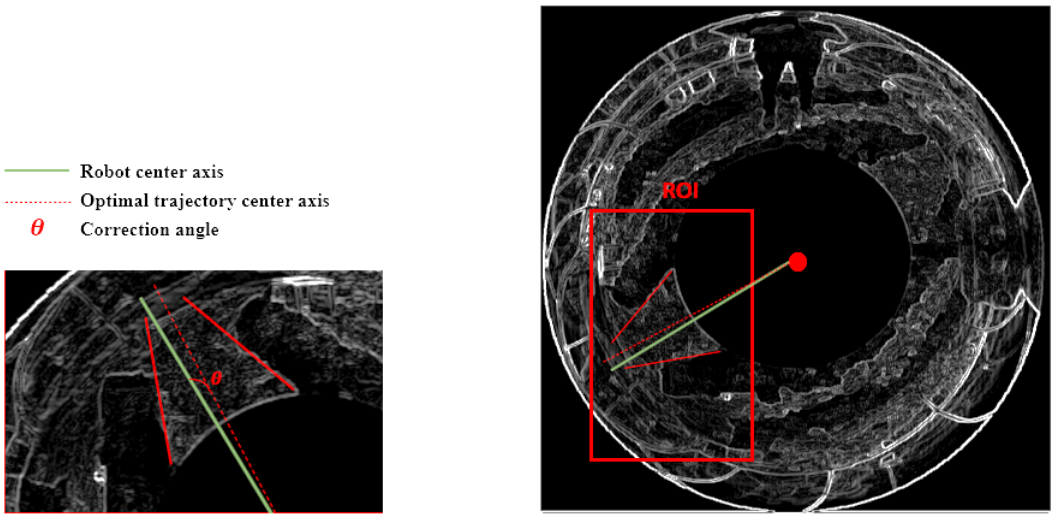


Figure III.40 – Estimation de la trajectoire à partir de la détection des contours.

5.5 Discussion

Les images omnidirectionnelles réelles présentent dans la majorité des cas des dégradations et du bruit provenant de la chaine d'acquisition (acquisition, transmission et conversion). La majorité des détecteurs de contours classiques sont sensibles à ce genre de bruit, ce qui donne des faux contours puisque la définition de voisinage dans le cas classique n'est pas adaptée aux images omnidirectionnelles où les distorsions sont importantes. L'algorithme développé est visiblement moins sensible au bruit et aux distorsions géométriques, puisqu'il est développé directement sur un espace sphériques adapté à ce type d'images.
Les systèmes et les algorithmes développés pour la plateforme mobile agricole doivent êtres sécurisés pour toute utilisation non-autorisé. Pour cela, un système d'authentification s'avère nécessaire. Nous présentons dans la section suivante le développement d'un système d'authentification des utilisateurs du robot mobile par reconnaissance de l'iris.

6 Authentification des utilisateurs du Robot mobile agricole

6.1 Introduction

L'authentification des utilisateurs est l'un des ingrédients les plus fondamentaux pour les systèmes robotiques. Avec des informations sur les utilisateurs, le robot peut fournir des services personnalisés à des utilisateurs spécifiques et des services peuvent être fournis aux utilisateurs appropriés.

L'authentification des utilisateurs n'est pas un problème récent. De nos jours, pratiquement tous

les systèmes informatiques sont équipés de procédures d'authentification rigoureuses. Bien que la plupart des systèmes continuent d'utiliser des mots de passe pour la protection, l'utilisation de systèmes basés sur la biométrie pour une sécurité accrue gagne en popularité.

L'information biométrique est unique, ce qui signifie qu'elle ne peut pas être la même pour deux personnes, même pour des jumeaux. Pour cette raison, elle est utilisée dans la plupart des systèmes de sécurité et de surveillance. Aujourd'hui, L'information biométrique est largement utilisée dans de nombreux appareils à usage quotidien (téléphones, voitures, téléviseurs, portes, etc.) en raison de leurs caractéristiques physiologiques, non invasives et passives, Au cours des deux dernières décennies, la reconnaissance de l'iris est devenue l'une des technologies biométriques les plus utilisées dans les systèmes d'authentification, augmentant l'efficacité et les performances des systèmes de reconnaissance. L'iris représente le muscle coloré délimité par la pupille (Figure III.41) qui change sa taille par la contraction et la dilatation de l'iris. Cette partie de l'oeil contient un motif aléatoire et unique de microstructures qui peuvent être utilisées comme signature unique pour l'identification de la personne. Cette signature peut être perturbée par les paupières supérieures et inférieures et aussi par la cornée [152]. Par la suite, la technologie de reconnaissance de personnes par iris a été introduite par Flom [153] en 1987 et, après cela, de nombreuses recherches ont été menées dans ce sujet et pour différentes applications [154]-[157]. Dans [158] Rai et al. ont proposé un algorithme de détection de l'iris basé sur la correspondance des vecteurs de support et la distance de Hamming. Dans le même but, Patil et al. [159] ont utilisé un $6^{éme}$ niveau d'approximation en ondelettes. Un autre travail proposé par Li Ma et al. [160] a utilisé la transformation de Hough et un filtre spatial pour l'extraction des caractéristiques de l'iris. Un travail récent basé sur une technique de correspondance clairsemée a été proposé par Iglesias et al. dans [161], et différentes études comparatives ont été réalisées [162]-[164]. Bien que le processus de détection et de reconnaissance a rencontré certains problèmes, notamment liés aux paupières, au bruit d'image et au temps de traitement.

Dans cette section, nous proposons un système d'authentification pour le robot agricole développé,

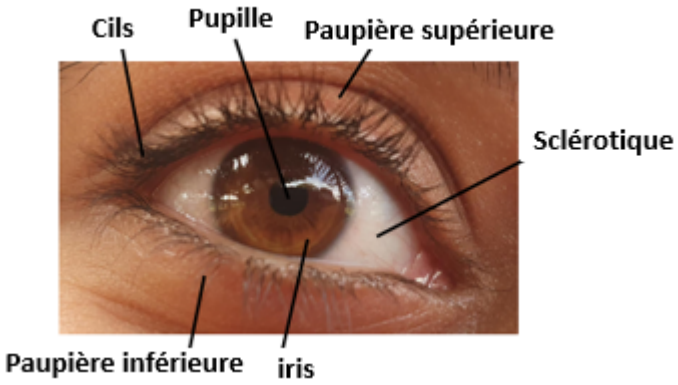


Figure III.41 – Les différentes parties de l'oeil humain.

par le biais d'un nouveau algorithme de reconnaissance d'iris basé sur la transformé en Contourlet et l'entropie de Shannon [165]. L'algorithme proposé est divisé en 5 étapes :

- **Détection et segmentation de l'iris.**
- **Normalisation de l'iris.**
- **Application de la transformé en Contourlet (CT).**
- **Extraction du code unique de l'iris.**
- **Correspondance.**

La méthode proposée évite d'utiliser la totalité des informations de l'iris en choisissant les blocs avec une entropie élevée avant de générer un code unique via l'application de la CT. Cela permet de minimiser le coût de reconnaissance, notamment dans les lourdes bases de données. De plus, il présente un score de performance plus élevé (en se basant sur les métriques EER, AUC et ARR) que d'autres travaux présentés dans la littérature, tout en conservant un temps de traitement suffisamment court pour être utilisable dans des applications en temps réel, révélant ainsi son potentiel comme méthode alternative pour les systèmes de reconnaissance d'iris. Enfin, pour évaluer les performances de la méthode proposée, une série d'expérimentations a été réalisée à partir de trois ensembles d'images d'iris issues des bases de données CASIA-Iris V4 [166] et UBIRIS V1 [167], qui comprennent des images avec et sans bruit, et aussi des images de l'iris de jumeaux.
Dans cette section, nous commençons par une description des bases de données iris utilisées dans ce travail. Puis, nous détaillons l'algorithme proposé en 5 sous-sections, avant de réaliser dans la partie 4, un ensemble d'expérimentations pour montrer les performances du système proposé dans différents cas. La partie 5 est consacrée au développement d'application pour l'authentification au robot mobile Agri-Eco. Et enfin, nous concluons sur la méthode proposée dans la partie 6.

6.2 Les bases de données de l'iris

Afin de développer et tester l'algorithme proposé, nous avons utilisé la base de données **CASIA** [166] fournie par l'Institut d'automatisation de l'Académie chinoise des sciences, et la base de données **UBIRIS.v1** [167] du laboratoire SOCIA - *Soft Computing and Image Groupe d'analyse.*
CASIA est l'une des bases de données de l'iris les plus utilisées, dont la dernière version est nommée CASIA-IrisV4 et qui se compose de six sous-ensembles : CASIA-Iris-Interval, CASIA-Iris-Lamp, CASIA-Iris-Twins, CASIA-Iris-Distance, CASIA-Iris-Thousand et CASIA-Iris-Syn. Elle fournit plus de 54 000 images en niveaux de gris prises sous un éclairage proche infrarouge (Figure III.42-a) pour permettre l'étude de la texture de l'iris, y compris un sous-ensemble d'images d'iris de jumeaux (Figure III.42-c). La deuxième base de données, UBIRIS.v1, est composée de 1877 images d'iris bruités recueillies auprès de 241 personnes (Figure III.42-b), qui peuvent être utilisées pour tester la robustesse de l'algorithme avec la présence de bruit.

Le choix de ces deux bases de données a été orienté par la nécessité d'images d'iris non idéales pour évaluer la méthode proposée, cette imperfection peut être présentée par les paupières et les cils (base de données CASIA) couvrant des parties de l'iris pendant le processus d'acquisition, et le bruit présenté dans les images de la base de données UBIRIS.

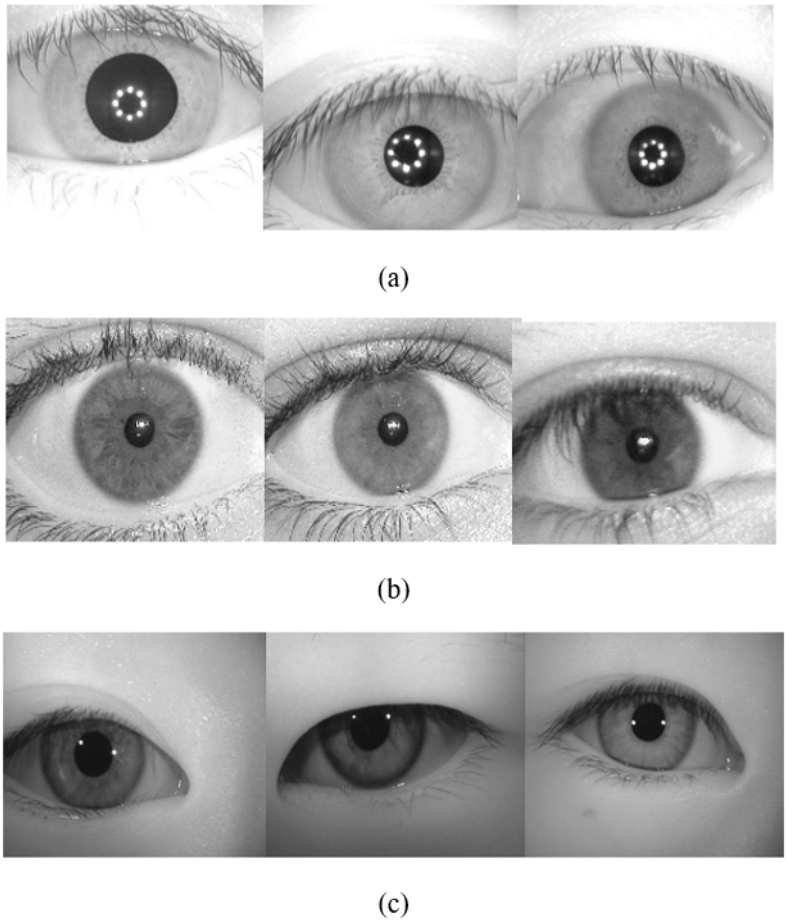


Figure III.42 – Images de l'iris de (a) CASIA-Iris-Interval database. (b) UBIRIS.v1 database. (c) CASIA-Iris-Twins database..

6.3 Algorithme proposé

Dans cette partie, nous détaillons les différentes parties de la méthode proposée.

6.3.1 Détection et segmentation de l'iris

Cette étape du processus consiste à : i) détecter et retirer la pupille, ii) détecter et supprimer à la fois les cils et les paupières, et iii) extraire la région de l'iris, comme expliqué ci-après.

La pupille représente la partie la plus sombre de l'oeil humain, dont la taille varie de $1,5mm$ et $8mm$ [168] et qui se situe généralement au centre de l'oeil (sauf dans certains cas pathologiques comme la maladie de *Corectopia*). De plus, il contient, dans la plupart des bases de données, la réflexion lumineuse du système d'acquisition. La première étape du processus de détection de l'iris implique la détection et l'élimination de la pupille. En raison de sa nature à haute intensité, la pupille peut être éliminée par un processus de binarisation, c'est le processus par lequel l'image est divisée en deux classes (représentant les pixels de premier plan et d'arrière-plan). Ce processus est largement utilisé dans différents types d'algorithmes de traitement d'image [169][170], mais il peut être facilement affecté par une luminosité d'image uniforme et même avec une qualité d'image dégradée.

Plusieurs algorithmes de binarisation ont été proposés dans la littérature. Une méthode classique de seuillage global a été proposée par Otsu dans [171] en utilisant la distribution d'intensité d'une image. Dans [172], Chen et al. ont proposé un algorithme à plusieurs étapes basées sur la détection des contours et les informations d'intensité des pixels. Les auteurs de [173] ont proposé un algorithme de seuillage global utilisant le mode image et statistiques intégrales. Un autre algorithme de seuillage adaptatif a été proposé dans [174] qui supprime le fond en utilisant l'écart moyen et la moyenne locale. Singh a proposé dans [120] une méthode qui trouve un seuil de binarisation approprié pour une image donnée en fonction des propriétés et de la position locale des pixels. Ces algorithmes peuvent être divisés en deux catégories :

— **Algorithmes à seuil global :** même avec une mise en oeuvre facile et un temps de calcul faible, ce type d'algorithmes de binarisation sont sensibles au bruit et aux images de faible résolution.

— **Algorithmes de seuillage local :** ce groupe peut gérer des variations d'éclairage inégales, mais avec un coût de traitement important.

Les algorithmes de seuillage local conviennent mieux aux applications comme la reconnaissance de l'iris, où la qualité de l'image capturée n'est pas toujours satisfaisante. À cette fin, nous avons appliqué trois méthodes locales de seuillage (Chen et al, Singh et al et Romen et al.) sur 300 images d'iris tirées de l'ensemble de données. La performance des trois méthodes est évaluée sur la totalité du jeu des données et comparée à sa vérité terrain à l'aide des trois métriques :

— **Pick Signal to Noise Ratio (PSNR) :** indique à quel point l'image traitée est similaire à la vérité terrain.

— **Misclassification Penalty Metric (MPM) :** évalue le processus de binarisation par rapport à la vérité terrain. Les pixels mal classés sont pénalisés en fonction de leurs distances par rapport aux contours de l'objet de référence de vérité terrain.

— **Misclassification error (ME) :** présente le pourcentage de pixels d'objet affectés à tort comme pixels d'arrière-plan.

La figure III.43 montre un exemple de l'application des trois méthodes de seuillage locales évaluées sur deux images d'échantillon de l'iris prises à partir de l'ensemble de données mentionnées (images numéro 2249 et 3561 de la base de données), par rapport à l'image de vérité terrain.

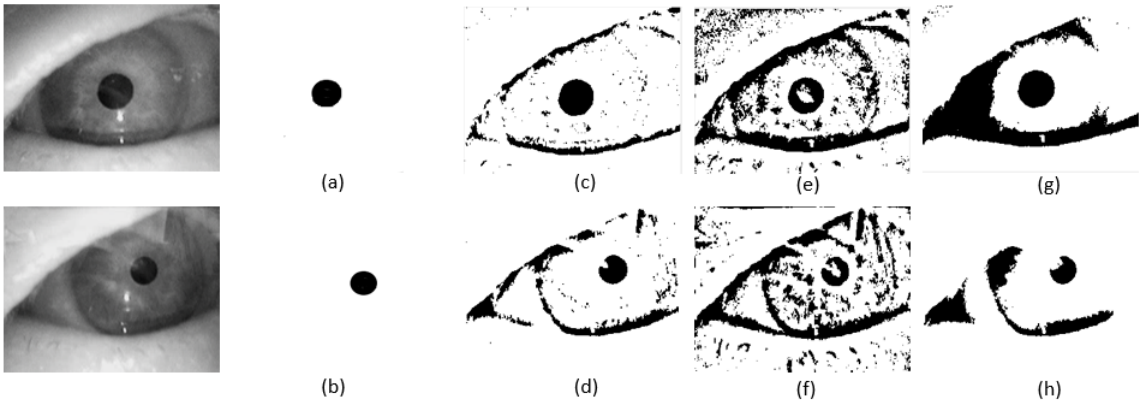


Figure III.43 – Elimination de la pupille par les méthodes : a, b) Chen et al. [172], c, d) Singh [120]] e, f) Romen et al. [22].

	PSNR	MPM	ME	Temps de traitement en Sec.
Chen et al.	17.3	1.78	15	1.21
Singh et al.	**19.91**	**3.08**	10	**0.46**
Romen et al.	18.8	1.23	14.2	0.66

Tableau III.12 – Les métriques PSNR, MPM, ME et temps de traitement pour les méthodes de binarisation testées.

Comme on peut le voir dans le tableau III.12, qui montre le PSNR, MPM, ME et le temps de traitement des trois méthodes, les résultats donnés par la méthode de Singh et al sont les plus satisfaisants en termes de qualité de binarisation pour l'élimination des pupilles. De plus, Elle présente un temps de traitement optimal par rapport aux autres méthodes testées, ce qui est un facteur important lors du développement dans de telles applications en temps réel. Compte tenu de ces résultats, nous avons adopté cette méthode pour notre application.

Une fois la pupille retirée, nous abordons la suppression des cils et des paupières, qui, en général, obstruent les parties supérieure et inférieure de la région de l'iris. Pour cela, nous avons utilisé la méthode proposée par Naguru [175], qui élimine les parties indésirables sur les limites supérieure et inférieure de l'iris en utilisant l'image des contours de la dérivée première du gradient, avec la technique de la transformé de Hough [175], La principale motivation de l'utilisation de cette technique est que pratiquement les paupières sont alignées horizontalement, donc on peut prendre que les points de

gradient vertical, réduisant en même temps l'effet des paupières et des cils lors de la transformation circulaire de Hough et réduisant le coût de traitement du système [162], comme le montre la figure III.44.

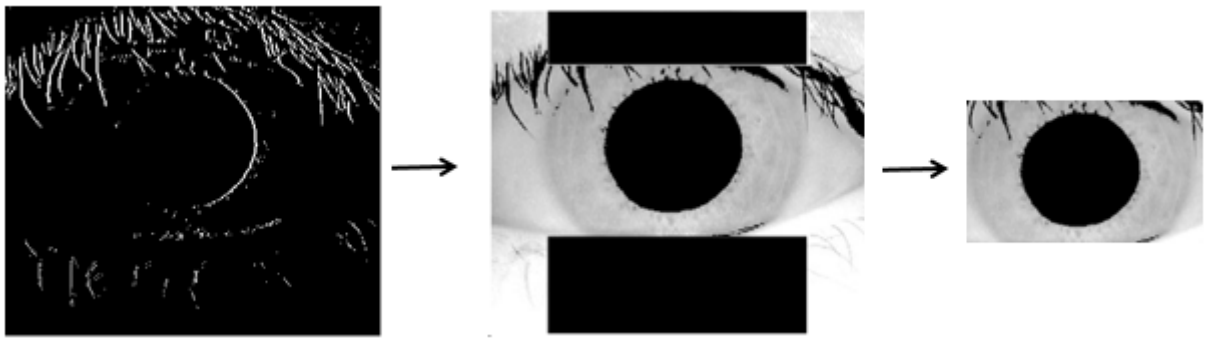


Figure III.44 – Élimination des cils et des paupières dans la partie supérieure et inférieure de l'oeil.

Ensuite, une fois que les parties non pertinentes de l'image de l'oeil ont été supprimées, nous traitons le processus de segmentation de l'iris à travers une combinaison d'un algorithme de détection de contours, basé sur la loi de superposition quantique que nous avons proposée dans [176] qui donne une bonne performance en continuité des contours même avec la présence de bruit, et sur la transformé de Hough circulaire [177]. Cela donne la position centrale (a, b) et le rayon r de la pupille et de l'iris. La figure III.45 montre l'extraction de l'iris dans une image de la base de données CASIA.

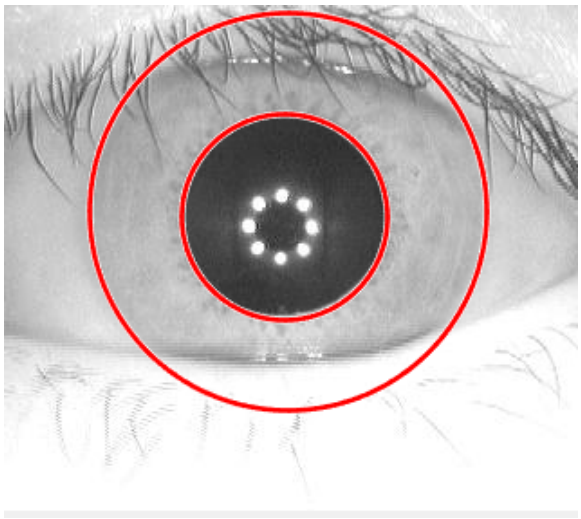


Figure III.45 – Segmentation de l'iris par la méthode décrite.

6.3.2 Normalisation de l'iris

Maintenant, afin d'extraire la partie la plus importante de l'iris quelle que soit sa taille, nous avons appliqué le modèle de feuille de caoutchouc de Daugman [147], qui mappe chaque point de la région

de l'iris à une zone rectangulaire (Figure III.46) avec des coordonnées polaires ($r \in [0,1]\,;\, \theta \in [0,2\pi]$). Ainsi, la transformation de l'image de la région de l'iris $I(x,y)$ est donnée par :

$$I(x(r,\theta), y(r,\theta)) \rightarrow I(r,\theta) \tag{III.36}$$

avec :

$$x(r,\theta) = (1-r)x_p(\theta) + rx_l(\theta) \tag{III.37}$$

$$y(r,\theta) = (1-r)y_p(\theta) + rxy_l(\theta) \tag{III.38}$$

Où (x_p, y_p) et (x_i, y_i) représentent respectivement le centre de l'iris et les coordonnées des limites de la pupille dans la direction θ. Ce modèle prend en compte la dilatation de la pupille, pour donner un iris normalisé constant.
Afin de ne prendre en compte que les informations de l'iris, les zones noires sont rejetées, tandis que la région de l'iris passe par un processus d'enhancement utilisant la méthode d'enhancement quantique que nous avons présentée dans la section 3.3 de ce chapitre, afin de corriger l'irrégularité d'éclairage et améliorer la discontinuité d'intensité.

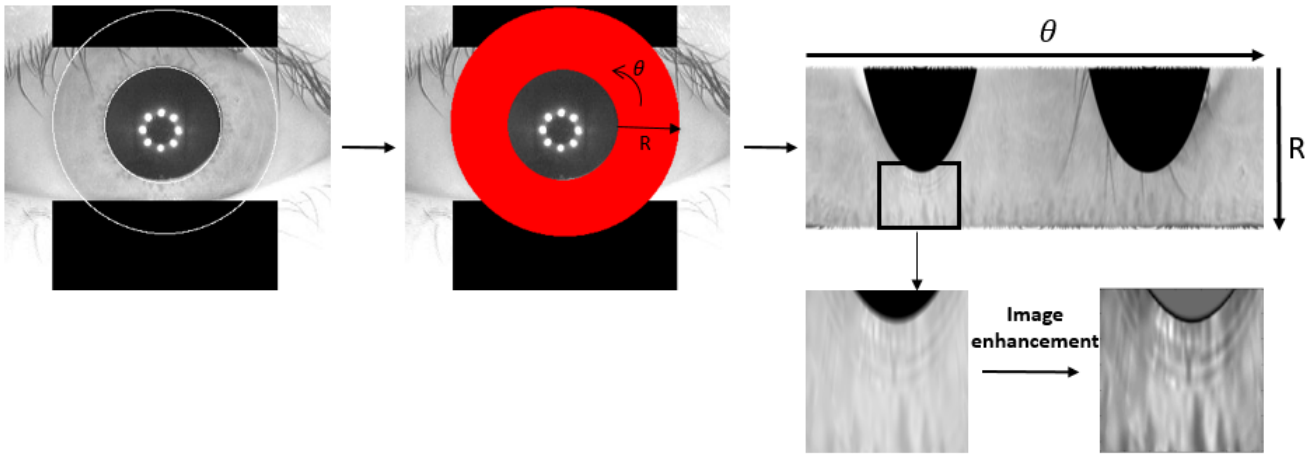


Figure III.46 – Normalisation et enhancement de l'iris.

6.3.3 Transformation en Contourlet

Étant donné que l'iris est différente d'une personne à l'autre, nous devons extraire une signature (ou un descripteur) qui rend les informations extraites de celui-ci uniques. Pour y parvenir, nous avons utilisé la Transformation en Contourlet (CT), qui a été proposée par Do et Vetterli en 2002 [178] et qui effectue une expansion d'image multi-résolution, locale et directionnelle à travers un ensemble de bancs de filtres comme indiqué dans la figure III.47. Avec ses propriétés de directivité et d'anisotropie,

le CT peut présenter les informations de l'iris en moins de coefficients. L'image originale de l'iris

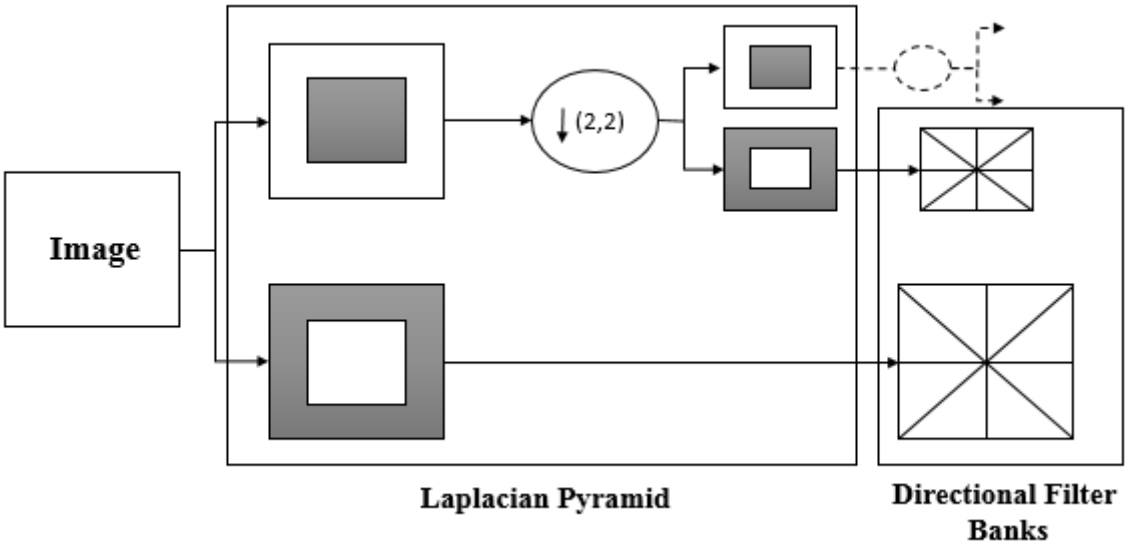


Figure III.47 – Transformée en Contourlet.

est représentée comme un ensemble d'images passe-bande multiples, utilisant une pyramide Laplacien [179] qui génère à chaque niveau de décomposition une image passe-bas échantillonnée (a) et une image passe-bande (b), qui est la différence entre l'image d'origine et la prédiction (Figure III.48), de sorte que les discontinuités ponctuelles, présentées par les motifs d'iris, peuvent être détectées. Après cela, nous appliquons un ensemble de bancs de filtres directionnels DFB [180] afin de capturer le contenu haute fréquence comme, par exemple, les contours et la discontinuité [181] représentés dans notre cas par des motifs de texture d'iris. Ces étapes sont répétées pour chaque bande passante dans l'image pyramidale afin d'obtenir la décomposition multidirectionnelle et multi-résolution de l'image (Figure III.49).

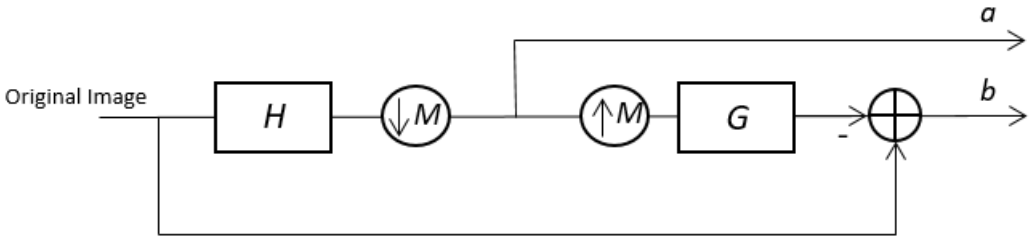


Figure III.48 – Pyramide Laplacien.

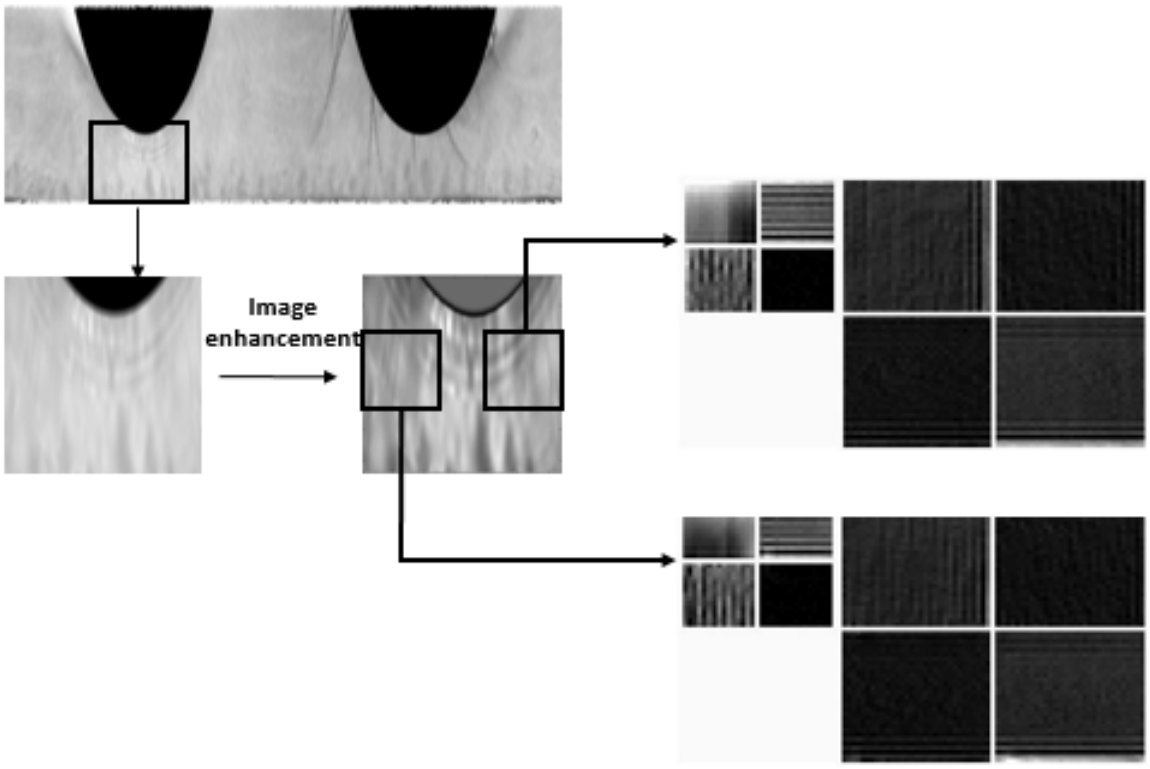


Figure III.49 – Transformée en Contourlet d'un bloc d'iris.

6.3.4 Extraction de signature

Étant donné que l'application de la transformé en Contourlet à l'image de l'iris dans son ensemble fournirait trop d'informations (certaines d'entre elles étant redondantes ou non significatives), nous visons à extraire uniquement les informations les plus significatives afin de pouvoir augmenter le taux de reconnaissance tout en réduisant, en même temps, le temps de calcul. Pour cela, nous avons sélectionné un ensemble de blocs dans l'image qui présentent une valeur d'entropie élevée afin de maximiser la quantité d'informations qu'ils fournissent et d'éviter les parties sans informations d'iris significatives (pixels noirs). Ainsi, nous appliquons le CT à trois blocs, de 32×32, 64×64 ou 128×128 pixels (la meilleure taille de bloc sera choisie dans la section des résultats de l'expérience), un dans chaque direction afin de trouver un descripteur compact qui englobe autant d'informations que possible à la fois dans la bande de fréquences adéquates et dans différentes directions de l'iris (Figure III.50). Enfin, les bandes de fréquences sont converties en un code iris unique (Figure III.51) qui sera utilisé dans le processus de reconnaissance.

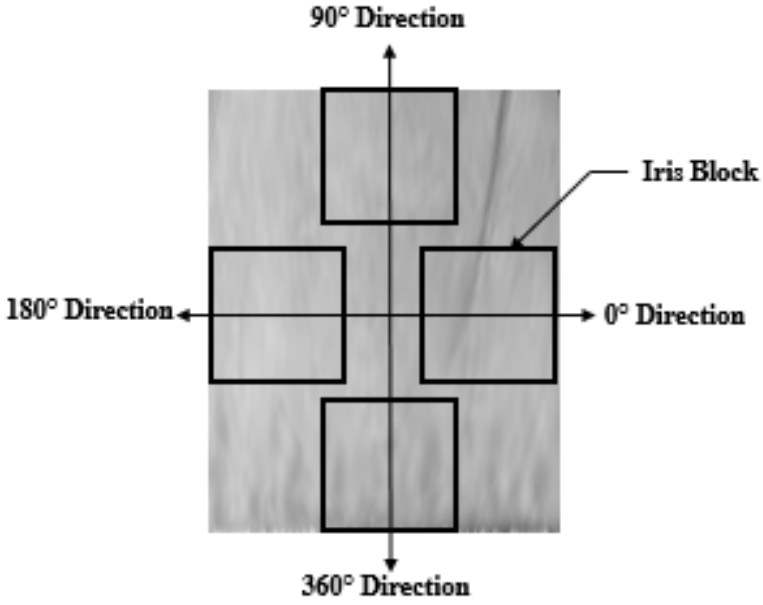


FIGURE III.50 – Extraction de quatre blocs d'iris dans les quatre directions.

6.3.5 Correspondance de modèle

Avec tout le processus expliqué ci-dessus, nous avons créé un descripteur unique qui représente l'iris. Ce descripteur peut être utilisé pour prendre une décision en trouvant un iris correspondant avec une base de données de descripteurs déjà définie. Pour cela, nous calculons la distance euclidienne, qui donne un bon résultat dans les systèmes de reconnaissance biométrique et spécialement avec les systèmes de reconnaissance de l'iris et du visage[182][183], une iris donnant une distance de zéro signifie une correspondance exacte entre deux iris identique.
En résumé, les différentes étapes de l'algorithme proposé sont présentées dans le schéma de la figure III.52.

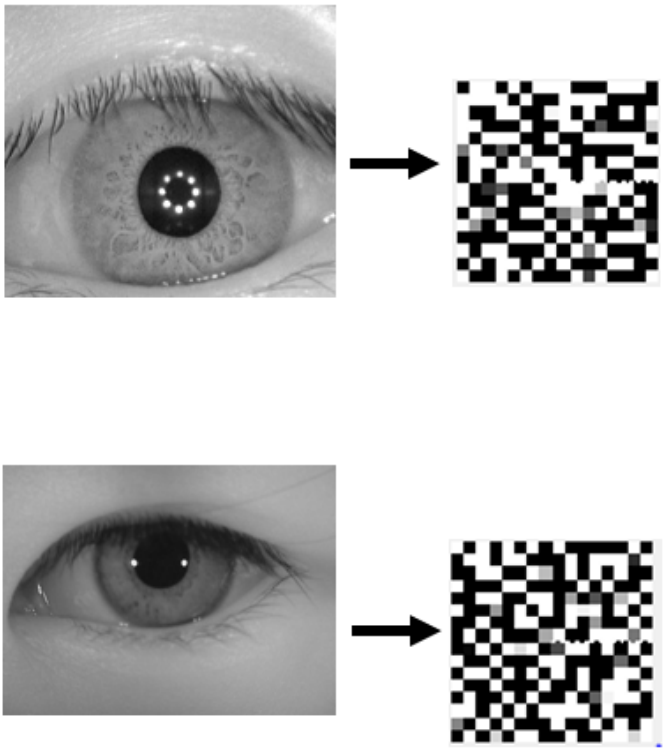


FIGURE III.51 – Extraction de signature unique pour deux iris différents.

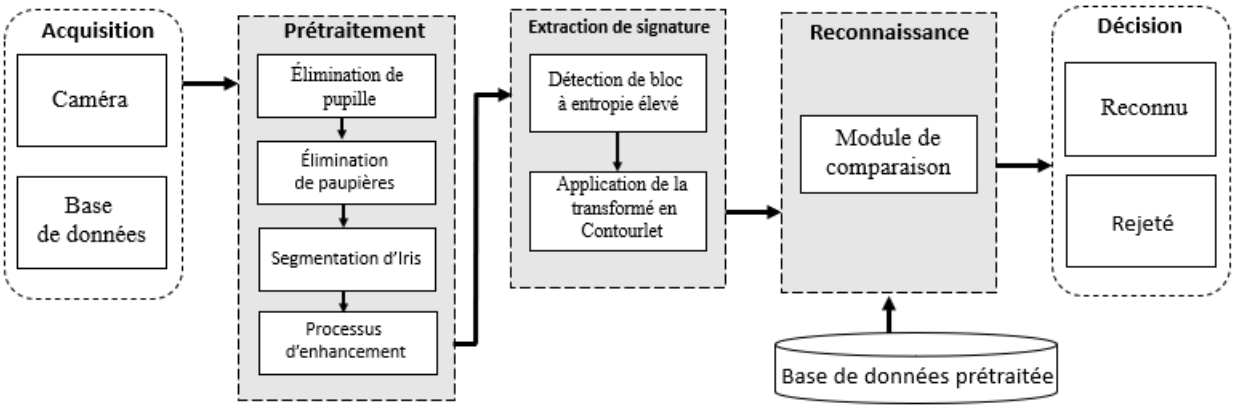


FIGURE III.52 – Diagramme de l'algorithme de reconnaissance de l'iris proposé.

6.4 Résultats expérimentaux

Afin de tester l'algorithme proposé, nous l'appliquons d'abord sur la base de données CASIA-Iris-Interval, qui contient les images de l'iris de 249 sujets avec un total de 2639 images [166], et avec la

base de données UBIRIS, contenant 1877 images bruités prélevées de 241 personnes [167]. Nous avons comparé les résultats avec la méthode proposée par Masek [162], Daugmana [184], Radu [185], Mira [186] et Radman [187] en utilisant les statistiques EER, AUC et ARR. Les résultats sont présentés dans les Tableaux III.14 et III.15. Avant cela, une expérimentation utilisant différentes tailles de bloc (comme mentionné dans la section 6.3.4) est mise en place pour trouver la taille de bloc adéquate pour cette application. L'idée est d'avoir un compromis entre une information suffisante pour générer un code iris unique, et une quantité minimale d'informations pour réduire le temps de calcul et le coût du traitement. Le tableau III.13 montre le taux de reconnaissance de la méthode proposée, pour la base de données CASIA iris Interval, en utilisant différentes tailles de bloc.

CASIA-Iris- Interval	32×32	64×64	128×128
Taux de reconnaissance	97.12	99.87	95.89

Tableau III.13 – Taux de reconnaissance pour différentes tailles de blocs.

Pour le reste des expérimentations, nous avons utilisé des blocs 64×64 donnant les meilleurs résultats en termes de taux de reconnaissance.

CASIA-Iris- Interval	La méthode proposée	Masek	Daugmana	Mira
EER %	0.09	5.60	1.05	1.04
ARR %	99.87	90.09	98.95	98.88
AUC %	0.999	-	0.997	0.998

Tableau III.14 – Comparaison entre la méthode proposée et d'autres algorithmes testés sur la base de données CASIA.

UBIRIS	La méthode proposée	Radu	Radman
EER %	1.21	1.80	9.48
ARR %	99.52	99.23	97.36

Tableau III.15 – Comparaison entre la méthode proposée et d'autres algorithmes testés sur la base de données UBIRIS.

En outre, puisque l'iris est une caractéristique phénotype épigénétique (ce qui signifie que même les jumeaux ont des informations d'iris uniques), le processus de correspondance devrait également fonctionner avec l'image de l'iris capturée à partir de jumeaux. Ce cas a également été testé avec la base de données CASIA-Iris-Twins (Figure III.53) qui contient des images de l'iris de 100 paires de jumeaux [166]. Le tableau ci-dessous montre la valeur ARR de l'algorithme proposé par rapport à l'algorithme proposé par Mohd [188] appliqué sur la base de données des jumeaux CASIA-iris-Twins (Tableau III.16)

CASIA-Iris-Twins	La méthode proposée	Mohd
EER %	1.21	-
ARR %	99.81	99.47

Tableau III.16 – Comparaison entre la méthode proposée et celle proposée par Mohd [188] sur la base de données CASIA Twins.

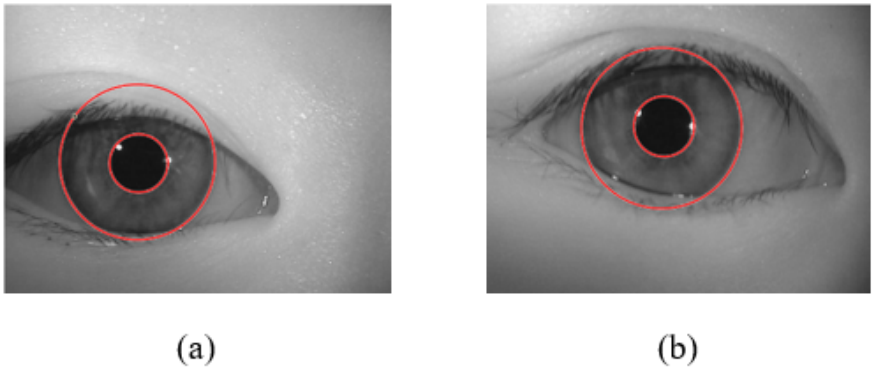


Figure III.53 – Segmentation de l'iris pour image de jumeaux (CASIA-Iris-Twins Database).

Enfin, un système basé sur la détection et la reconnaissance de l'iris, en plus d'être robuste, devrait également fonctionner dans un temps suffisamment court pour être utilisable pour des applications en temps réel. Dans nos tests, notre algorithme reconnaît un iris d'une base de données de 160 images en $1.36 secondes$, incluant toutes les étapes du processus, utilisant un processeur Intel Xeon, $3,50 GHz$ avec $16 Go$ de RAM, divisé comme décrit ci-dessous :

Tâche	Temps moyen (en Second)
Élimination de la pupille	0.11
Élimination de la paupière	0.18
Segmentation d'iris	0.32
Processus d'enhancement	0.10
Extraction de signature	0.15
Reconnaissance	0.50
Total	1.36

Tableau III.17 – Temps d'exécution des différentes parties de l'algorithme.

6.5 Application pour l'authentification à la plateforme mobile Agri-Eco

L'authentification de l'utilisateur peut être définie comme le processus de vérification d'une identité revendiquée par ou pour une entité système. Dans un système robotique informatisé, l'authentification des utilisateurs est un composant essentiel et une condition préalable pour contrôler l'accès et gérer les autorisations. Lorsqu'un utilisateur présente un identifiant à un module d'authentification, le module

demandera des informations d'authentification qui représentent une correspondance entre l'identité et l'utilisateur. Pour cela, contrôler l'accès au robot développé s'avère nécessaire. Dans cette partie nous présentons un système d'authentification pour le robot « Agri-Eco » développé.
Pour arriver à un système efficace et performant, un ensemble de matériels et d'algorithmes doivent être mise en place. Dans cette partie nous décrivons la partie matérielle et logiciels/algorithmique de notre système d'authentification.

— **Matériels**

La partie matérielle utilisée dans notre système d'authentification se divise en deux parties : Unité d'acquisition et unité de traitement.
Unité d'acquisition : Le système d'acquisition est représenté par une caméra RGB sensible à la lumière infrarouge (Figure III.54.b) dont les caractéristiques sont présentées dans le tableau III.18, et un ensemble de diodes électroluminescentes infrarouge (LED IR) (Figure III.54.a) qui émet la lumière avec une longueur d'onde entre $700nm$ et $1mm$.
L'utilisation de l'imagerie IR facilite l'extraction de la texture de l'iris, qui devient plus riche en

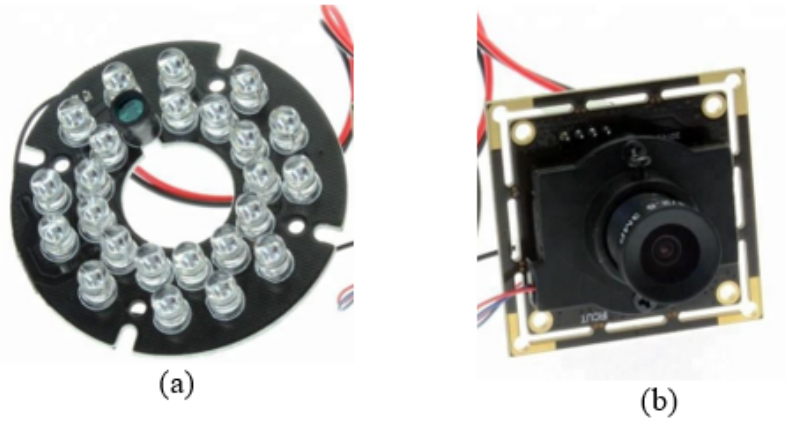


Figure III.54 – (a) Un ensemble de diodes électroluminescentes infrarouges. (b) caméra RGB sensible à la lumière infrarouge.

information qu'en image couleur (Figure III.55 [2]).
Puis, l'ensemble caméra + LED IR est attaché à un support rotatif afin qu'il puisse être ajuster en fonction de la position du système sur le robot ou dans la serre tunnel (Figure III.56).

Le tableau III.18 présente les différentes caractéristiques de l'unité d'acquisition utilisée.

Unité de traitement : L'unité de traitement a vu un changement dans les deux versions du robot, on est passé d'un ordinateur portable (Version 1) à une carte Raspberry Pi (Version 2) (Figure

2. Source de la figure [189]

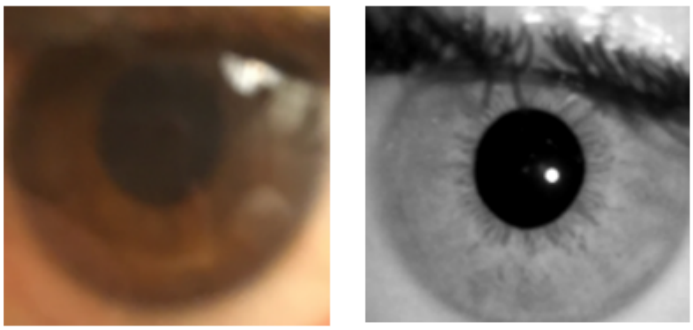


Figure III.55 – (a) Image Iris Couleur. (b) Image iris sous IR.



Figure III.56 – Caméra IR avec support métallique rotatif.

LED IR		**Caméra**	
Longueur d'onde	890nm	**Type de capteur**	CCD 23.0 x 15.5 mm
Flux Rayonnant	50mW	**Distance focale (mm)**	8.4
Angle de diffusion	20°	**Résolution (Pixels)**	4256 x 2848
Matériau	GaAlAs	**Taille de pixel (mm)**	0.0054

Tableau III.18 – Caractéristiques techniques de l'unité d'acquisition.

III.57). Ces unités de traitement ont été embarquées dans le robot « **Agri-Eco** », et chargées de la gestion de la totalité des commandes du robot (traitement, commande, prise de décision etc.). Elle

sont liées au module d'acquisition par le biais d'un connecteur USB type A. Les caractéristiques des unités de commande utilisés sont présentées dans le tableau III.19

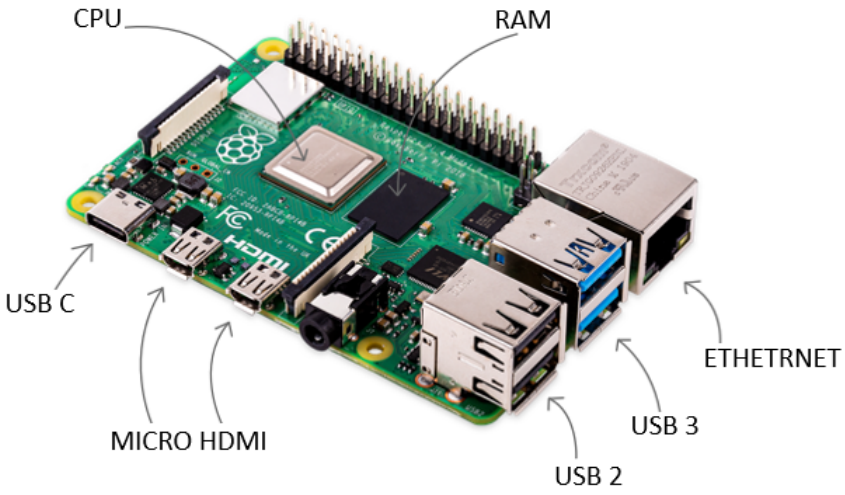


Figure III.57 – Carte Raspberry Pi 4.

	Ordinateur portable	**Raspberry Pi 4**
CPU	Intel $i76^{th}$ Gén	4 Coeurs ARM Cortex A72 $1.5GHz$
RAM	8Gb	4Gb
GPU	NVIDIA	Broadoom VideoCare VU
Stockage	1000 Go HDD	Carte Micro SD 64Go
Source d'alimentation	Batterie interne	Batterie 12V

Tableau III.19 – Caractéristiques techniques des unités de traitement.

— **Algorithmes**

Afin que le système proposé soit opérationnel dans les conditions réelles d'acquisition, nous avons fusionné l'algorithme développé avec un système de localisation et segmentation des yeux. Dans cette partie, nous avons utilisé la méthode proposée par Yingyu et al. qui commence par une détection de visage en utilisant la couleur de peau dans la base de couleurs YCbCr, et puis, l'utilisation d'un EyeMap pour détecter et localiser les yeux dans les images [190] (Figure III.58).

L'oeil détecté par la camera installée dans la partie arrière du robot (Figure III.60)passe ensuite par le système de reconnaissance par le biais de l'algorithme développé et proposé dans cette section. Ensuite, un système de décision autorise ou rejette la demande d'authentification demandée par l'utilisateur. Ainsi, le système permet de classifier l'utilisateur selon son identité en deux catégories : utilisateur type 1 et utilisateur type 2, chacun avec des autorisations différentes. Le processus de l'authentification



Figure III.58 – Détection automatique des yeux par la méthode de Yingyu et al.

et de classification des utilisateurs sont décrits dans la figure III.59.

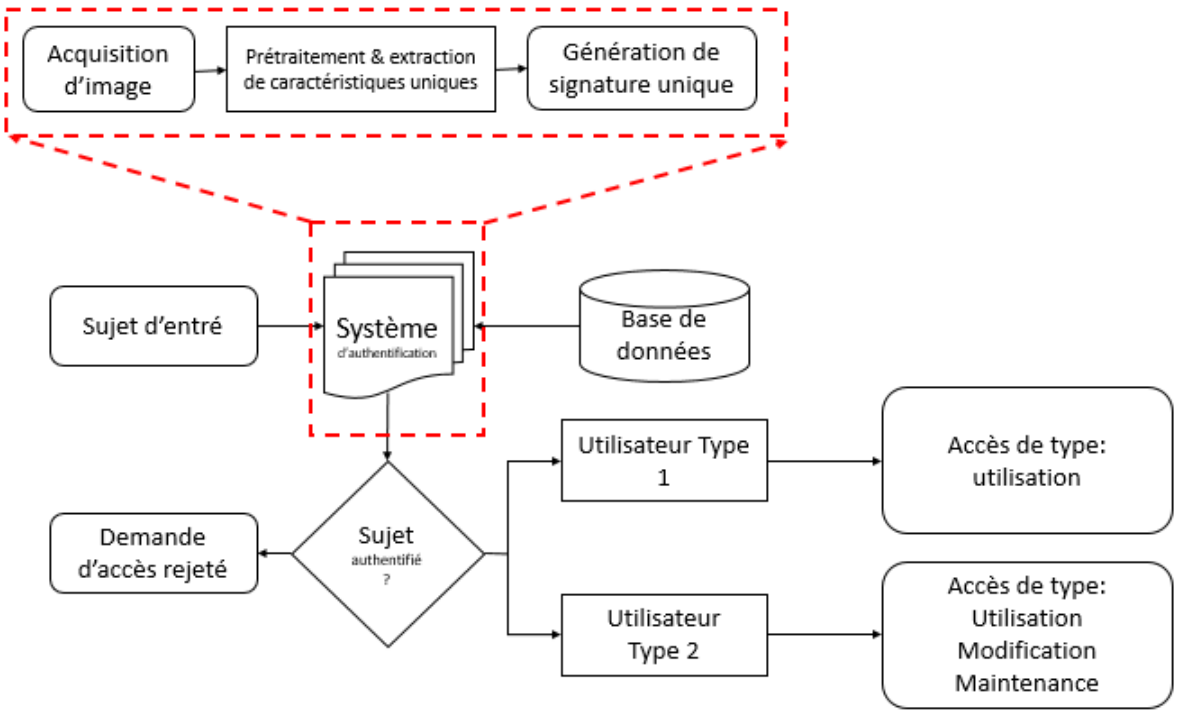


Figure III.59 – Processus d'authentification et de classification des utilisateurs du robot "Agri-Eco".

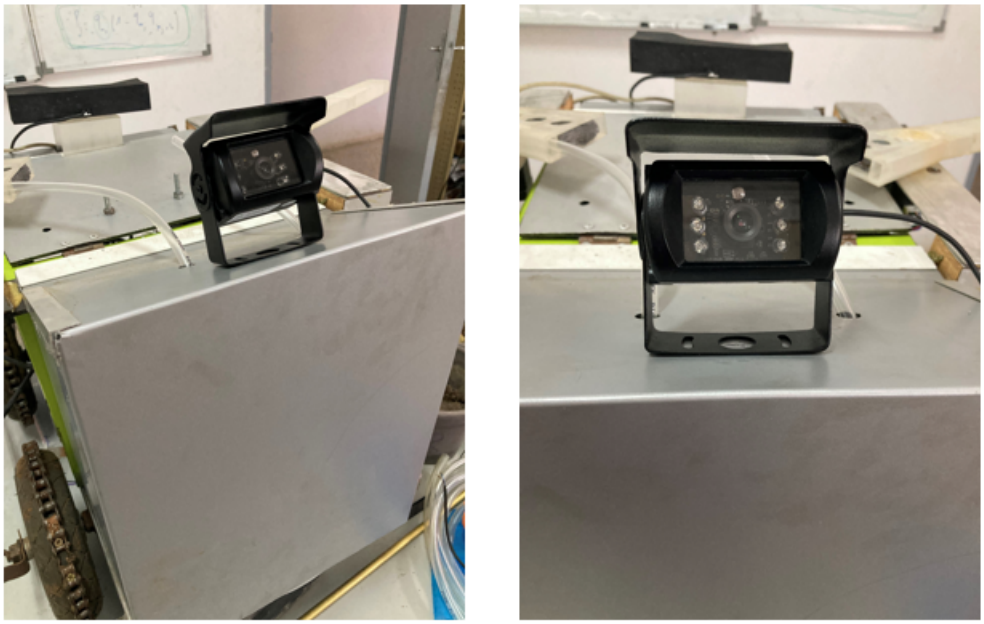


Figure III.60 – Système d'authentification embarqué sur le robot "Agri-Eco".

6.6 Conclusion

Malgré le nombre croissant de méthodes innovantes d'authentification des utilisateurs, l'authentification par mot de passe reste l'une des méthodes les plus populaires. Il existe trois schémas principaux dans lesquels s'inscrivent les systèmes d'authentification, à savoir ce que vous savez, ce que vous avez et ce que vous êtes. Au fil du temps, différentes méthodes d'authentification ont été progressivement introduites sous forme de mots de passe biologiques, parmi ces mots de passe on trouve l'iris.
Dans cette section, nous avons présenté un nouvel algorithme de reconnaissance de personnes à travers l'ris. La méthode développée se base principalement sur l'extraction de traits uniques de l'iris en utilisant la transformé en Contourlet. Ce code unique est comparé par la suite avec une base de données pré-traitée, afin de décider sur le droit de l'utilisateur à utiliser le système. Le système proposé donne de meilleurs résultats en termes de taux de reconnaissance, par rapport à d'autres algorithmes, proposés dans la littérature et développés pour la même tâche.

7 Conclusion

Nous avons proposé dans ce chapitre trois nouveaux algorithmes de détection de contours dans les images perspectives et les images omnidirectionnelles.

Les algorithmes développés sont capables de segmenter l'objet d'intérêt avec un comportement

optimal contre différents types de bruits et de luminosité non-uniforme, tout en réduisant le temps de calcul. Un ensemble d'expériences a été présenté pour montrer les performances de ces algorithmes pour différents cas d'objets ainsi qu'une comparaison avec trois méthodes classiques précédentes avec la méthode proposée par Singh [120] pour les images perspectives et avec les méthodes proposés par Guelzim et al [138] et Jacquey et al [151], pour les images omnidirectionnelles. Cette évaluation a montré un bon comportement contre les bruits de Speckle, de Poivre et sel, de Poisson et Gaussien tout en conservant une bonne continuité de contours. Un autre avantage est sa mise en oeuvre facile, ce qui réduit le coût de calcul de l'algorithme. Une autre approche de segmentation a été proposée concernant la segmentation des fruits de l'avocatier. Cette dernière a été basée sur un processus d'apprentissage automatique, utilisant l'amélioration quantique des caractéristiques de l'images et le classificateur Forêt d'arbre décisionnels « Random Forest ». Les résultats obtenus sont très encourageants même en présence de bruit et de non-uniformité de luminosité. Et finalement, nous avons présenté un système d'authentification par iris aux différentes fonctionnalités du robot mobile développé, en utilisant la transformation en Countourlet. Le système développé vise la protection du robot contre toute utilisation externe non-autorisé.

Afin de bien profiter des avantages des algorithmes de vision omnidirectionnelle, nous avons procédé au développement d'un nouveau capteur omnidirectionnel stéréo, qui sera utilisé à la fois, comme système d'acquisition, comme aussi un système de détection d'obstacle et finalement une plateforme de développement des algorithmes de vision omnidirectionnelle, par le biais des équations de perception de la profondeur qui seront développées par la suite. Le chapitre suivant détaille dans sa première partie la conception et la réalisation du nouveau capteur omnidirectionnel stéréo. Les équations de perceptions de la profondeur sont détaillées dans la deuxième partie du chapitre.

Chapitre IV

Étude et développement d'un nouveau capteur de stéréo-vision omnidirectionnel

1 Introduction

Les systèmes robotiques modernes sont conçus pour acquérir un maximum d'informations afin d'interagir avec leur environnement. Pour cela, un grand nombre de capteurs sont utilisés : capteur laser, capteurs chimiques, capteurs visuels, etc...
Notre objectif est de développer un nouveau capteur de stéréovision catadioptrique non SVP, en se basant sur des miroirs sphériques, qui fournissent un champ de vision de 360°, et donnent une bonne estimation de la profondeur avec un taux d'erreur minimal. Le système proposé est optimal pour les applications en temps réel avec un faible coût de calcul. De plus, un système d'étalonnage automatique et indépendant est conçu et proposé.
Dans ce chapitre nous commençons par décrire la configuration du système proposé. Après cela, dans la section suivante, nous donnons une brève description du matériel utilisé dans ce travail, avant de détailler le système mécatronique développé pour le mécanisme d'auto-étalonnage. L'ensemble des équations décrivant la profondeur, l'erreur, les limites supérieure et inférieure sont développées dans la section 5. Enfin, un ensemble d'expérimentation a été mise en place pour montrer les performances du système proposé dans différents cas.

2 Configuration de capteurs de stéréovision

Dans cette section, nous décrivons la conception du système de vision catadioptrique proposé. L'objectif principal de ce système est de fournir des informations de la profondeur à une machine (dans

notre cas, le robot mobile agricole présenté dans ce travail) afin d'interagir avec son environnement, à savoir la navigation, l'asservissement des bras, la détection d'obstacles, etc. Sur la base de l'étude, de l'analyse et de la conclusion décrites aux sections 2.2.4 du chapitre II, nous avons adopté une solution matérielle qui consiste en un système composé de deux miroirs sphériques avec deux caméras perspectives, dans une configuration verticale face à face sans violer la contrainte de point de vue unique. La disposition verticale réduit considérablement le coût de calcul puisque la géométrie épipolaire est simple et élimine les occlusions mutuelles. De plus, la précision de l'estimation de la profondeur est isotrope dans toutes les directions et la résolution des images acquises doit être satisfaisante.

2.1 Les paramètres de conception

Dans cette partie, nous résumons les principaux paramètres matériels du capteur développé avant de détailler sa conception et sa structure.

— **Caméra CCD :**

Chaque caméra CCD est définie par certains paramètres, qui sont indispensables pour choisir la caméra CCD adéquate pour chaque application. Le tableau IV.1 représente les paramètres utilisés dans ce travail.

Paramètre	**Valeur**	**Paramètre**	**Valeur**
Capteur	CMOS, OV9712	**Résolution**	1080×720
Taille CCD	$23.0 \times 15.5mm$	**Dimensions**	$38 \times 38mm$
Taille de pixel	$0.0054mm$	**Distance focale**	$3.6mm$
Champ de vue	$30 - 80$ř	**Fréquence**	$30fps$

Tableau IV.1 – caractéristiques techniques du caméra CCD utilisée.

— **Miroirs :**

Comme nous avons vu dans la section 2.2.4 du chapitre II, différentes formes de miroirs sont utilisées dans la littérature pour ce type d'applications. Dans ce travail, nous optons pour deux miroirs sphériques avec un rayon de $8cm$ en fonction de la taille, des propriétés et des exigences du champ de vision.

— **Baseline :**

Afin d'obtenir le SVP *Single Point View*, l'axe optique de la caméra doit coïncider avec l'axe central du miroir. De plus, la distance entre les deux miroirs (ligne de base) est optimisée de manière à minimiser l'erreur générée par le système.

2.2 Design du système

Le système est conçu à l'aide du logiciel FUSION 3D AUTODESK [70] qui donne de bonnes performances sur la modélisation 3D. La figure IV.1 présente la conception 2D et 3D du système proposé qui se compose de :

1. Deux miroirs sphériques avec un rayon de $8cm$ (le système prend en charge plusieurs rayons).
2. Deux caméras CCD.
3. Deux axes motorisés.
4. Support miroir.
5. Unité d'acquisition.
6. Unité de traitement.

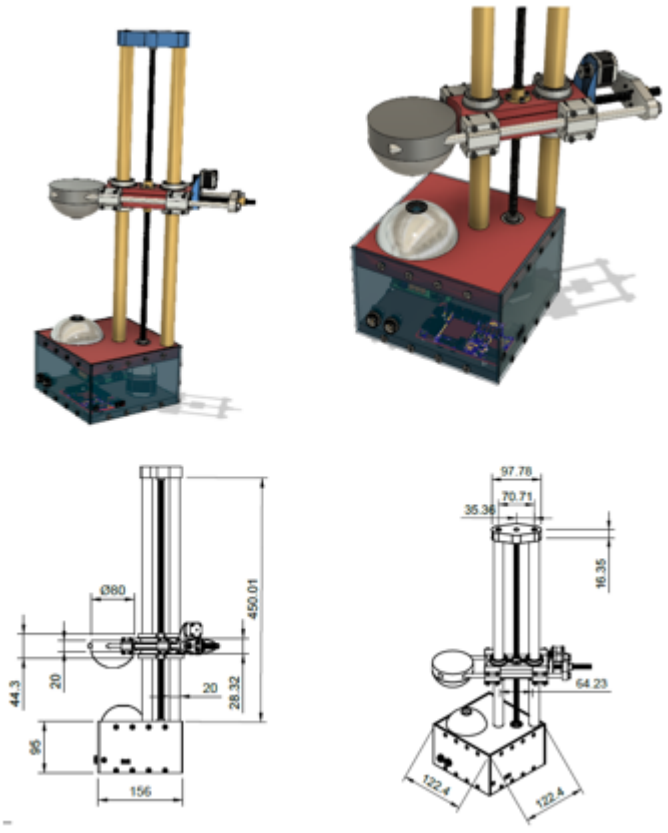


Figure IV.1 – Conception 2D et 3D du système proposé.

Comme nous le verrons dans la section suivante, le système est conçu pour pouvoir s'auto-étalonner pour atteindre la contrainte SVP décrite précédemment.

2.3 Circuit électronique

Notre système, composé de deux moteurs et deux caméras, nécessite un circuit électronique de commande et un circuit de puissance. Les figures IV.2 et IV.3 présentent une vue 3D du circuit et le schéma électronique de notre système respectivement.

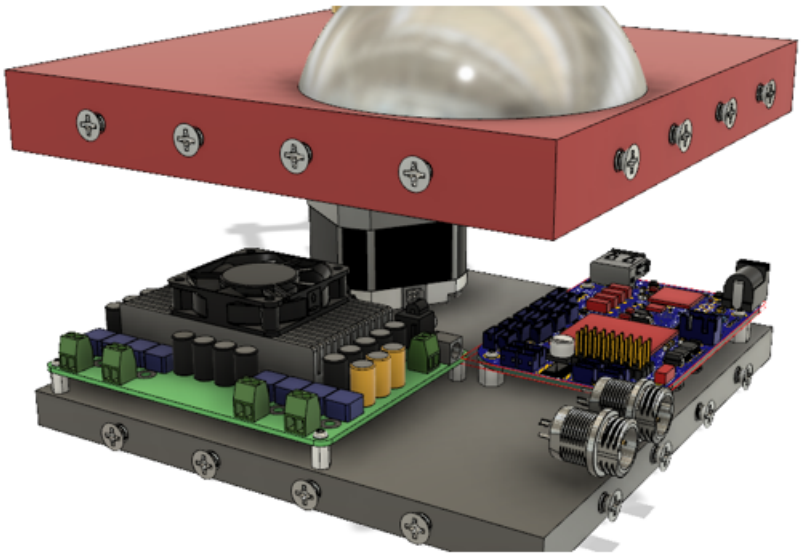


Figure IV.2 – Vue 3D du circuit électronique.

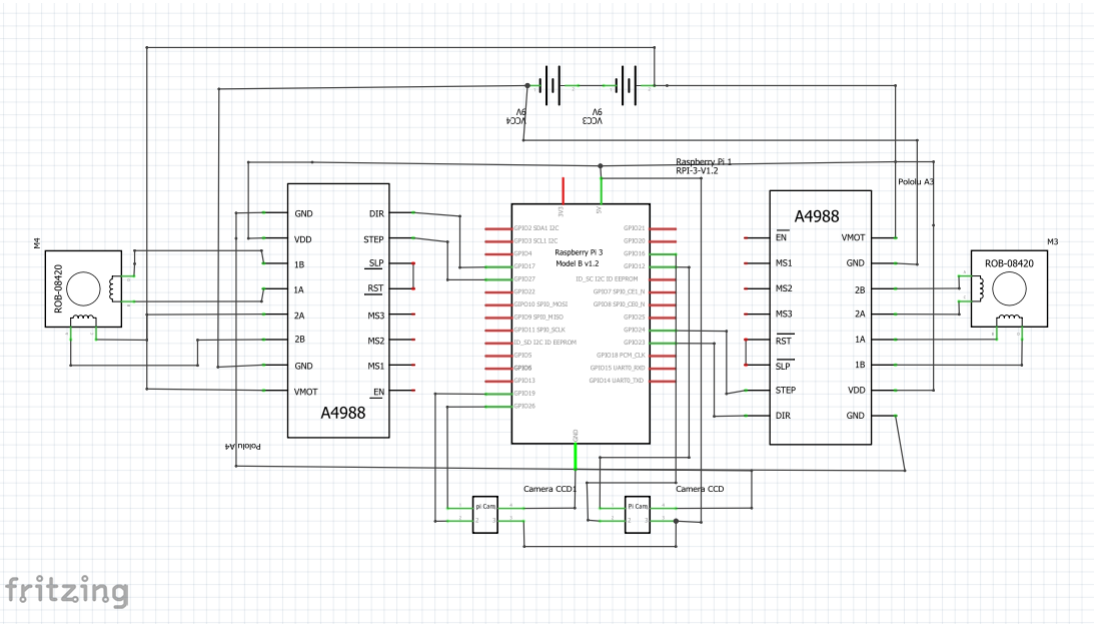


Figure IV.3 – Circuit électronique du système de vision omnidirectionnelle stéréo.

3 Réalisation du capteur stéréo omnidirectionnel

L'étape suivante consiste à la réalisation du premier prototype du capteur stéréo omnidirectionnel (Figure IV.4), qui sera présenté comme plateforme de développement des algorithmes de vision omnidirectionnelle stéréo, celui-ci va réunir l'ensemble des paramètres de conception cités dans la section précédente.
Le premier prototype est réalisé en utilisant un ensemble de matériaux : inox, plexiglass et du plastique biodégradable, et en utilisant plusieurs méthodes de fabrication : La découpe laser, machines CNC et impression 3D. La figure IV.5 montre les différentes parties de réalisation du prototype $V1.0$.

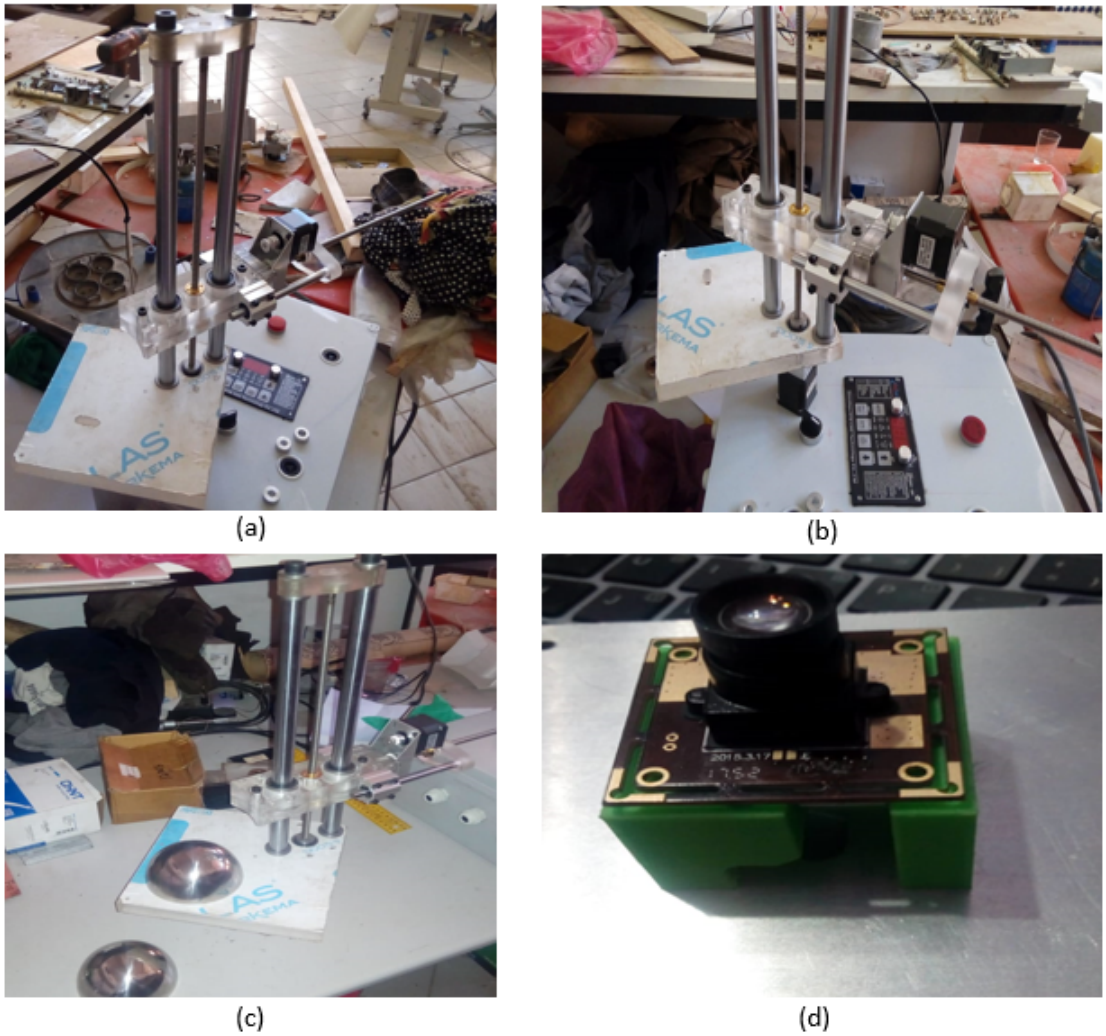


Figure IV.4 – Différentes étapes de réalisation du capteur stéréo omnidirectionnel. (a), (b) Réalisation de l'axe vertical du système. (c) Réalisation et montage du miroir sphérique. (d) Caméra CCD sur support imprimé en 3D par du PLA biodégradable.

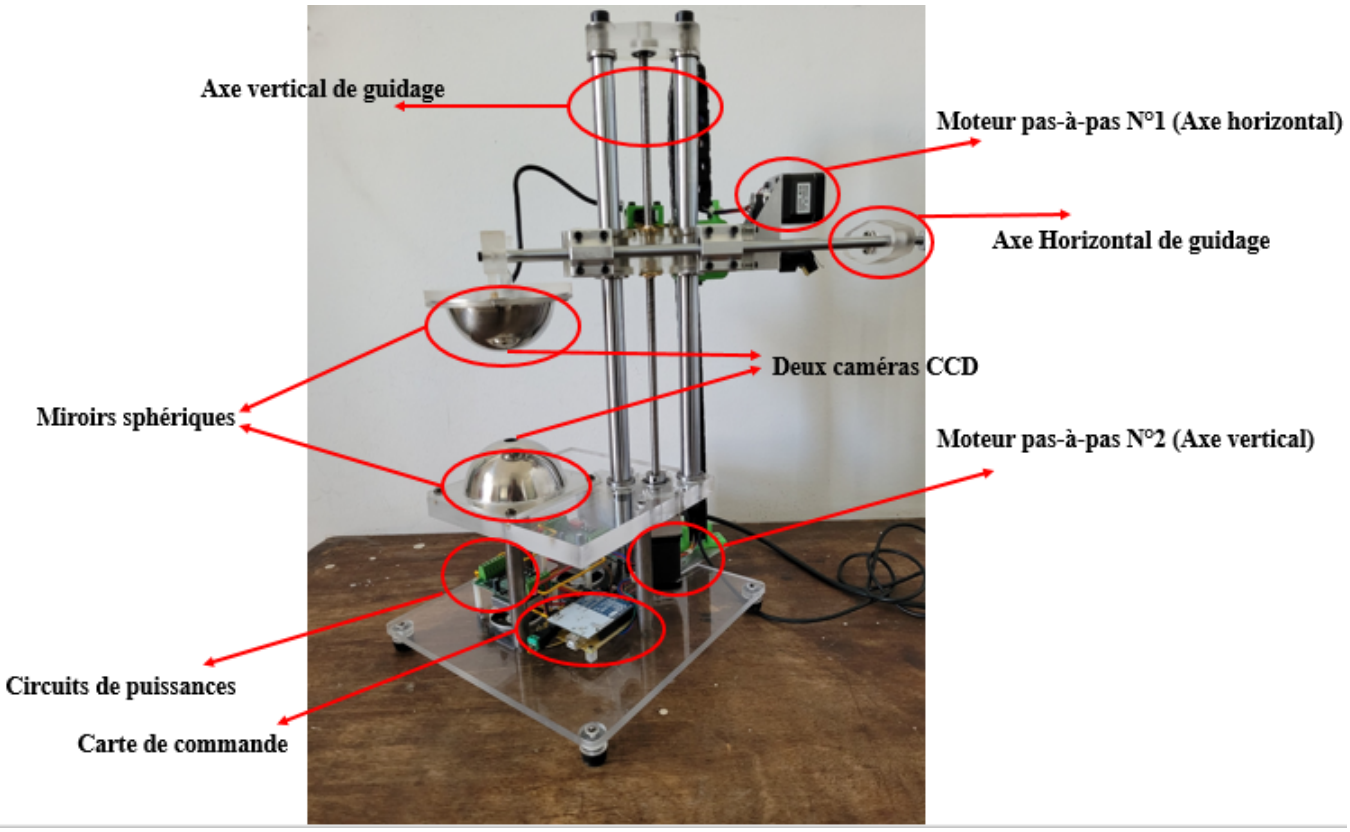


FIGURE IV.5 – Capteur stéréo omnidirectionnel V1.0.

4 Étalonnage du système

Comme mentionné précédemment, le système proposé est conçu pour avoir la possibilité d'un auto-étalonnage pour atteindre la condition SVP. Pour cela, une solution combinant matériel et logiciel est proposée.

Pour atteindre la configuration souhaitée, nous avons conçu et réalisé un système électromécanique composé d'un axe vertical et horizontal permettant au miroir de dessus de faire une translation dans les deux plans, et de deux moteurs pas à pas capables de déplacer le support du miroir/caméra ci-dessus avec précision vers sa nouvelle position (précision $< 0.5mm$). Ce processus est présenté dans les Figure IV.6 et IV.7.

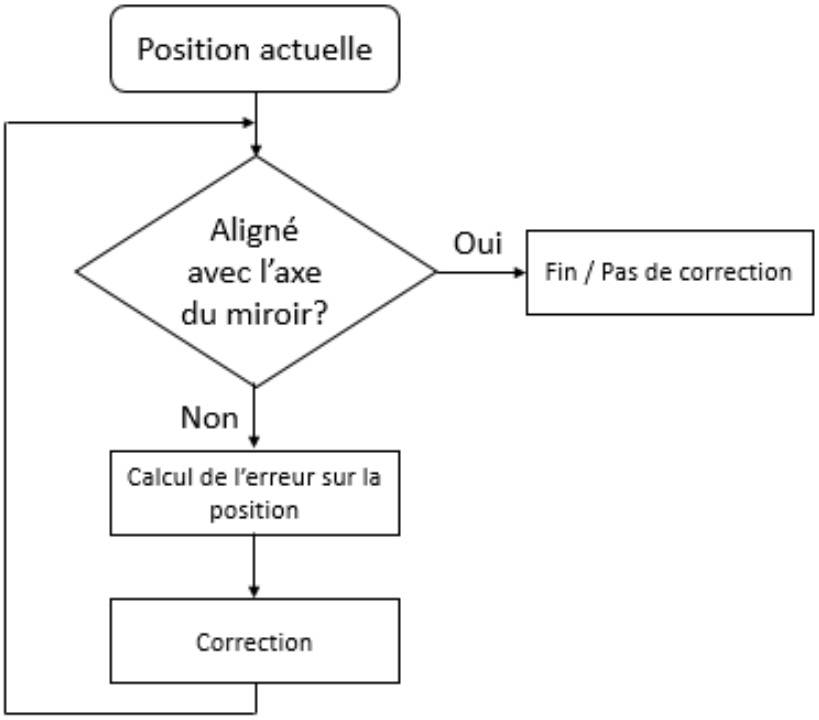


Figure IV.6 – Organigramme de l'alignement automatique du capteur basé sur les données des moteurs.

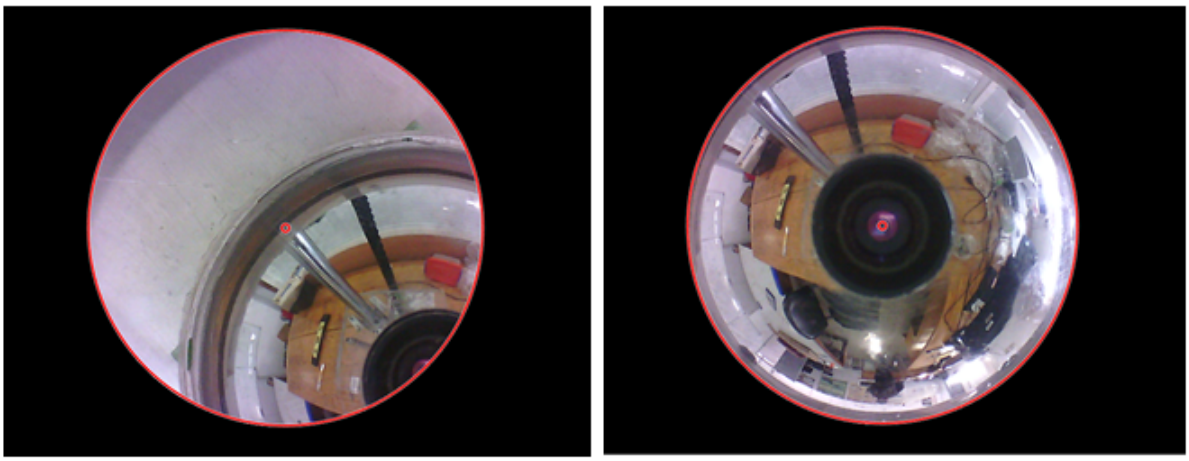


Figure IV.7 – Procédure d'alignement automatique basée sur le traitement d'images (a) Caméra non-alignée. (b) Caméra alignée.

5 Modélisation et estimation de la profondeur

5.1 Modélisation conique axiale

Comme mentionné précédemment, une géométrie de modélisation efficace et pratique est nécessaire pour simuler les rayons lumineux dans le cas d'une caméra perspective face à un miroir sphérique. Pour cela nous avons utilisé la modélisation conique axial proposée par Agrawal et al. [191]. L'idée d'utiliser cette méthode est de modéliser une caméra non centrale comme une combinaison de plusieurs caméras perspectives. Ensuite, nous décrivons la modélisation conique axial pour un système d'imagerie catadioptrique composé d'une caméra perspective face à un miroir sphérique sur son axe central.
La figure IV.8 présente un miroir sphérique de rayon R combiné à une caméra en perspective placée sur son axe central à une distance H. Nous avons :

$$\tan\theta = \frac{R\cos\beta}{H - R\sin\beta} \tag{IV.1}$$

cela donne :

$$\sin\beta = \frac{H\sin^2\theta + \cos\theta\sqrt{R^2 - H^2\sin^2\theta}}{H} \tag{IV.2}$$

En se basant sur les lois de la réflexion, nous avons :

$$\alpha = 2\beta - \theta - \frac{\pi}{2} \text{et} \theta_v = \frac{\pi}{2} - \alpha = \pi - 2\beta + \theta \tag{IV.3}$$

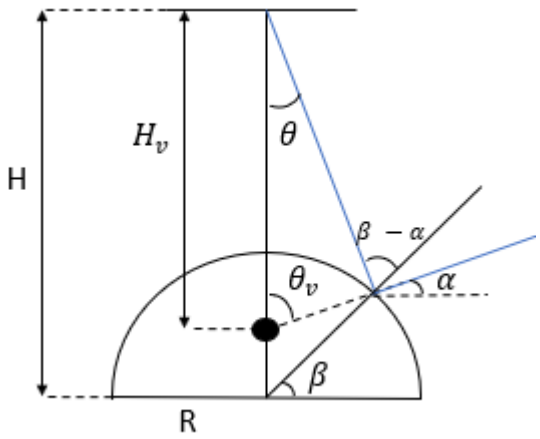


Figure IV.8 – Modélisation conique axiale pour un miroir sphérique.

5.2 Estimation de la profondeur

Sur la base des coordonnées de deux pixels stéréoscopiques, une triangulation passive est utilisée pour déterminer les coordonnées du point 3D.
Soit P_w un point monde $3D$ avec deux rayons entrants aux angles ϕ_1 et ϕ_2 du plan vertical perpendiculaire à la réflexion de P_w dans le miroir (Figure IV.9). Après réflexion, les deux rayons vont se croiser avec l'axe optique du système en un point virtuel à l'intérieur des deux miroirs, à la distance C du haut du miroir.
Considérant B_s et D représentant la ligne de base et la profondeur, c'est-à-dire la distance entre le plan vertical contenant le point monde et l'axe optique du système de vision, respectivement.
Nous avons :

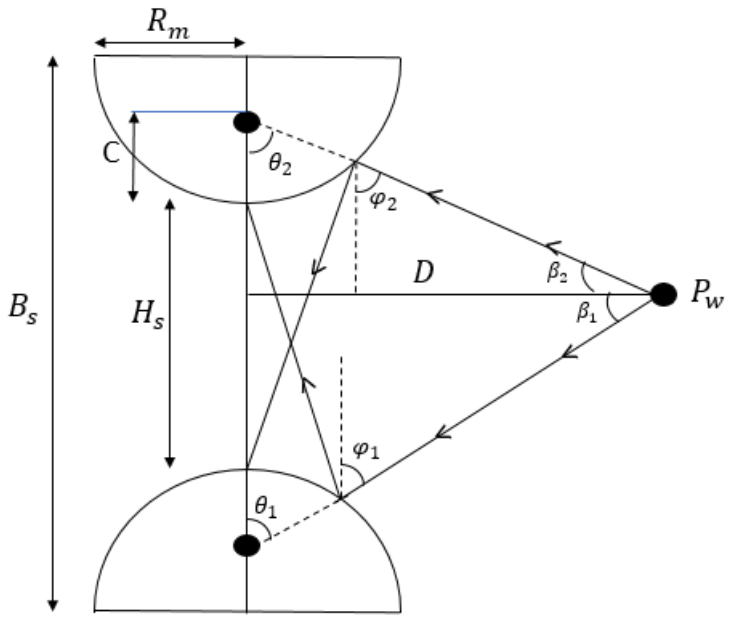


Figure IV.9 – Modélisation conique axiale pour un système stéréo à miroirs sphériques.

β_i : angle de vue des points de réflexion à partir du point espace $P_w; i = 1, 2$
θ_i : disparité verticale. $i = 1, 2, 3$
ϕ_i : angle vertical. $i = 1, 2$
L'estimation de la profondeur dérivée de la triangulation géométrique est donnée par :

$$D(\frac{1}{\tan\theta_1}\frac{1}{\tan\theta_2}) = B_s - R_m \tag{IV.4}$$

$$D = \frac{(H_s + R_m)(\tan\theta_1 \tan\theta_2)}{\tan\theta_1 + \tan\theta_2} \tag{IV.5}$$

avec : $B_s - R_m = \lambda$

$$D = \lambda \times \frac{\tan\theta_1 \tan\theta_2}{\tan\theta_1 + \tan\theta_2} \tag{IV.6}$$

Finalement, l'équation IV.6 peut être exprimée sous la forme :

$$D = \lambda \times \frac{\sin\theta_1 \sin\theta_2}{\sin\theta} \tag{IV.7}$$

5.3 Erreur d'estimation

L'approximation d'erreur permet d'évaluer l'approche proposée en termes de précision, et comme l'équation de la profondeur dépend de l'angle θ_1 et θ_2, l'approximation de l'erreur est donnée par :

$$\frac{\delta D}{\delta \theta} = -\lambda \times \frac{\sin\theta_1 \sin\theta_2}{\sin^2\theta} \cos\theta \tag{IV.8}$$

Ce qui donne après développement :

$$\frac{\delta D}{\delta \theta} = -D \times \frac{\sqrt{D^2 - \lambda^2 \sin^2\theta_1 \sin^2\theta_2}}{\lambda \sin\theta_1 \sin\theta_2} \tag{IV.9}$$

L'erreur est proportionnelle à la profondeur estimée D.

5.4 Les limites de l'estimation de la profondeur

Chaque estimation a ses limites, dans notre cas, la limitation est présentée dans deux cas :

- **Cas 1 :** La limite inférieure, c'est-à-dire la limite en dessous de laquelle, nous ne pouvons plus calculer la profondeur.
- **Cas 2 :** La limite supérieure, c'est-à-dire la limite au-dessus de laquelle, nous ne pouvons plus calculer la profondeur.

Cas 1 : La limite inférieure

La limite inférieure (Figure IV.10) est présentée comme la distance D_{min} en dessous de laquelle la profondeur est égale à zéro même si nous n'avons pas atteint l'axe optique du système. Cela est du à l'approche de ϕ_1 de la valeur de π et puisque $\phi_1 = \theta_1$, donc $\sin\theta_1 = 0$ et la profondeur devient égale à 0.

Cas 2 : La limite supérieure

En dépassant une distance D_{max}, l'approximation de la profondeur n'est plus valable puisque les angles θ_1 et θ_2 deviennent presque constants, nous avons :

$$\begin{cases} \frac{\delta\beta}{\delta\theta_1} = 0 \\ \frac{\delta\beta}{\delta\theta_2} = 0 \end{cases} \tag{IV.10}$$

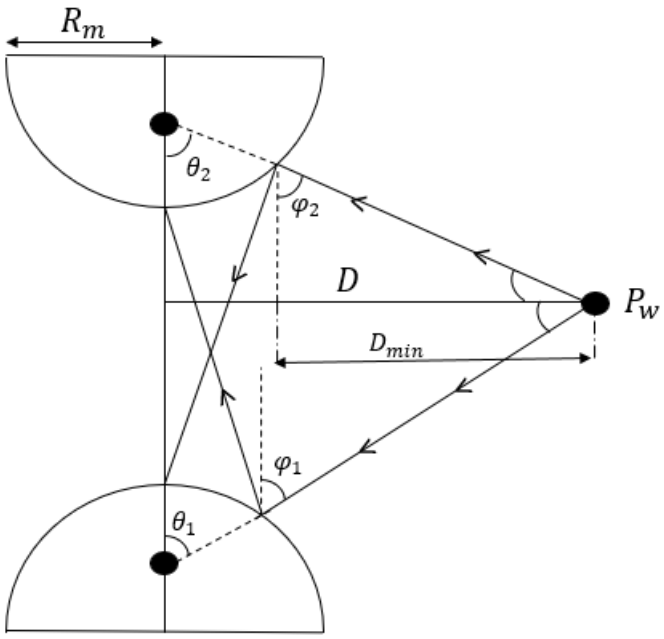


Figure IV.10 – Représentation de la limite inférieure D_{min}

avec : $\beta = \pi - \theta_1 - \theta_2$, ce qui donne :

$$\begin{cases} \frac{\delta\theta_1}{\delta\theta_2} = -1 \\ \frac{\delta\theta_2}{\delta\theta_1} = -1 \quad \text{donc :} \delta\theta_1 = -\delta\theta_2 \end{cases} \tag{IV.11}$$

Quand la condition IV.11 est vérifiée, l'expression de la profondeur devient constante.

6 La ligne de base

La ligne de base représente un point essentiel dans l'efficacité du système, car l'expression d'erreur dépend directement de la profondeur et des valeurs de ligne de base et de rayon. Étant donné que la valeur de la profondeur est incontrôlable et que la valeur du rayon est limitée par le marché des miroirs, la ligne de base reste l'élément à contrôler pour un système avec un taux d'erreur réduit.
La ligne de base est calculée en fonction de la distance focale f de la caméra, du rayon du miroir R_{mp} (en pixels), de la taille de pixel du capteur CCD m_p (en millimètres) et du rayon du miroir R_m. Elle est donnée par [192] :

$$Baseline = \frac{f \times R_m}{m_p \times R_{mp}} \tag{IV.12}$$

7 Résultats expérimentaux

7.1 Estimation de la profondeur

Dans cette section nous proposons une série d'expérimentations permettant d'évaluer la précision du capteur proposé en termes d'estimation de la profondeur. Pour cela un point rouge est choisi comme point du 3D réel dans la scène observée (Figure IV.11). Après le processus d'acquisition, l'équation IV.7 est utilisée pour estimer la profondeur de la cible. Le tableau IV.2 montre les résultats de l'estimation de la profondeur par rapport aux valeurs de la profondeur réelle pour différentes valeurs de ligne de base.

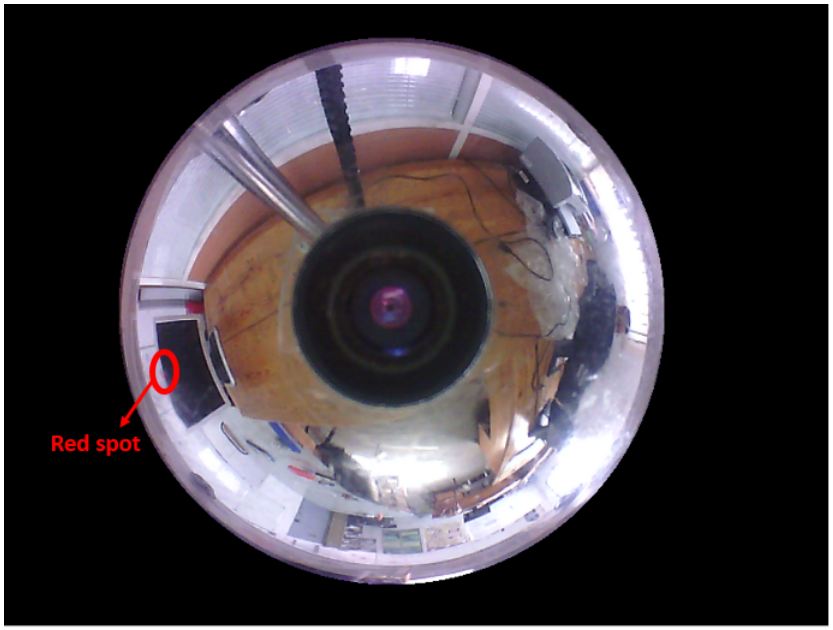


Figure IV.11 – Image omnidirectionnelle par le capteur stéréo proposé, représentant une scène avec un point rouge.

Ligne de base (cm)		**17**			**20**			**27**	
Profondeur réelle (cm)	**50**	**70**	**100**	**80**	**100**	**50**	**70**	**130**	**152**
Profondeur estimée (cm)	52.5	67.9	106.5	83.04	104.21	54	67.5	135	159
Erreur (%)	5	6.06	6.5	3.8	4.1	8	3.57	3.85	4.61

Tableau IV.2 – Estimation de la profondeur par rapport à la profondeur réelle pour une Baseline de 17 cm, 20 cm et 27cm.

7.2 Isotropie de l'erreur d'estimation de la profondeur

Parmi les avantage de notre système de vision, on a le privilège d'une erreur de la profondeur isotrope. Pour valider cette propriété, un protocole expérimental a été réalisé. Cette expérience consiste à évaluer la précision en profondeur de plusieurs objets disposés à différentes directions azimutales et à différentes distances de l'axe optique du capteur de vision omnidirectionnel stéréo (Figure IV.12). Les résultats sont présentés dans le tableau IV.3

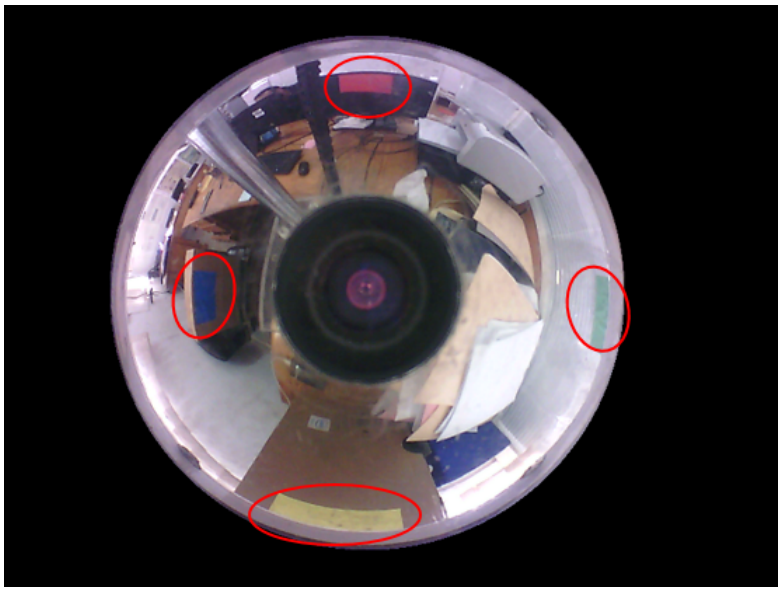


Figure IV.12 – Une scène 360° représentant quatre couleurs dans différentes directions

Couleur de l'objet	Rouge	Vert	Bleu	Jaune
Profondeur réelle (cm)	70	53	53	35
Profondeur estimée (cm)	75	57	56.5	32.7
Erreur %	7.14	7.55	6.6	7.03

Tableau IV.3 – Estimation de la profondeur dans les différentes directions.

7.3 Ligne de base

Dans cette section, Une expérimentation est présentée pour montrer le changement de l'erreur de calcul de la profondeur en fonction de la valeur de la ligne de base. (Figure IV.13).

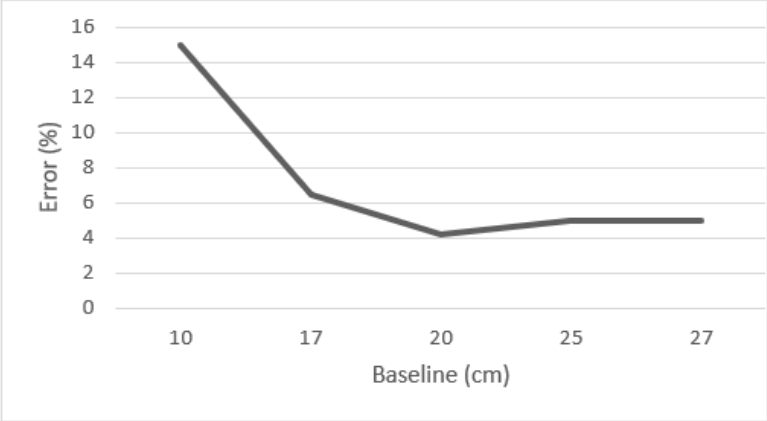


Figure IV.13 – L'erreur de mesure en fonction de la ligne de base.

Comme nous pouvons le voir sur la figure IV.13, la valeur d'erreur diminue inversement avec la ligne de base, jusqu'à $20cm$ de ligne de base, après l'erreur augmente. La valeur de la ligne de base est déjà vérifiée avec le processus d'optimisation (équation IV.12), qui confirme l'efficacité du processus proposé.

7.4 Applications à la détection d'obstacles dynamiques sous serre

Afin d'appuyer les résultats présentés, nous avons utilisé le système proposé pour la détection d'obstacles sous serre de fraisiers. Le système de vision est embarqué sur le Robot mobile développé. La figure IV.14 montre le système de vision proposé embarqué sur le robot mobile à l'intérieur de la serre d'expérimentation, et la figure IV.15 montre le robot mobile avec deux différents types d'obstacles bloquant son chemin (entre les billons de fraisiers).

Comme on peut le voir sur les figures IV.15 et IV.16, l'obstacle peut se présenter dans différentes directions et positions (comme un obstacle dynamique ou statique) bloquant la trajectoire du robot. Grâce à son large champ de vision de 360°, le système proposé est capable de détecter l'obstacle dynamique en temps réel. Le tableau IV.4 montre les résultats de l'estimation de la profondeur de différents obstacles, chacun étant à une distance du robot de $1m$, $1,2m$ et $1,4m$.

Profondeur réelle (cm)	100	120	140
Profondeur estimée (cm)	104.2	125.5	147.8
Erreur (%)	4.2	4.58	5.75

Tableau IV.4 – Estimation de la profondeur d'un obstacle dans une serre de fraisiers.

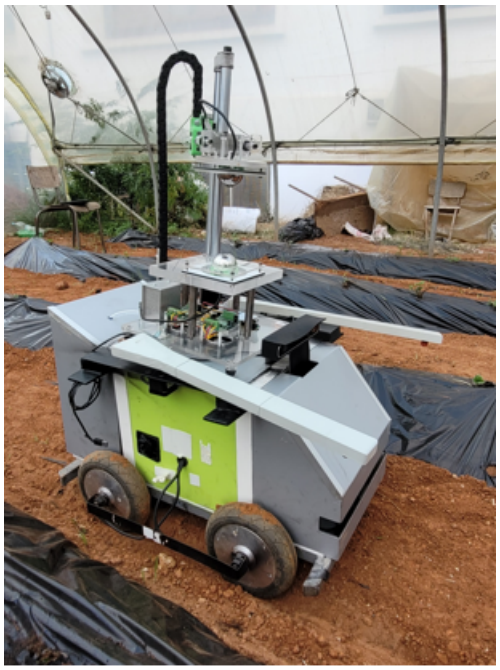


Figure IV.14 – Le système de vision proposé, monté sur le robot Agri-Eco, pour la détection d'obstacles.



Figure IV.15 – Détection d'obstacles par le système développé.

8 Discussion

Différentes expérimentations ont été réalisé pour valider les équations de l'estimation de la profondeur. Le Tableau IV.2 montre les valeurs de la profondeurs estimée, profondeur réelles et l'erreur. Nous constatons que l'erreur sur la profondeur est presque approximativement la même pour les différents plans de l'image ainsi que dans les différentes directions (estimation isotrope) (Tableau IV.3).
Les résultats présentés ci-dessus montrent que l'erreur de mesure de la profondeur est inversement proportionnelle à la ligne de base. Pour la première ligne de base de $10cm$, une erreur moyenne de 15%

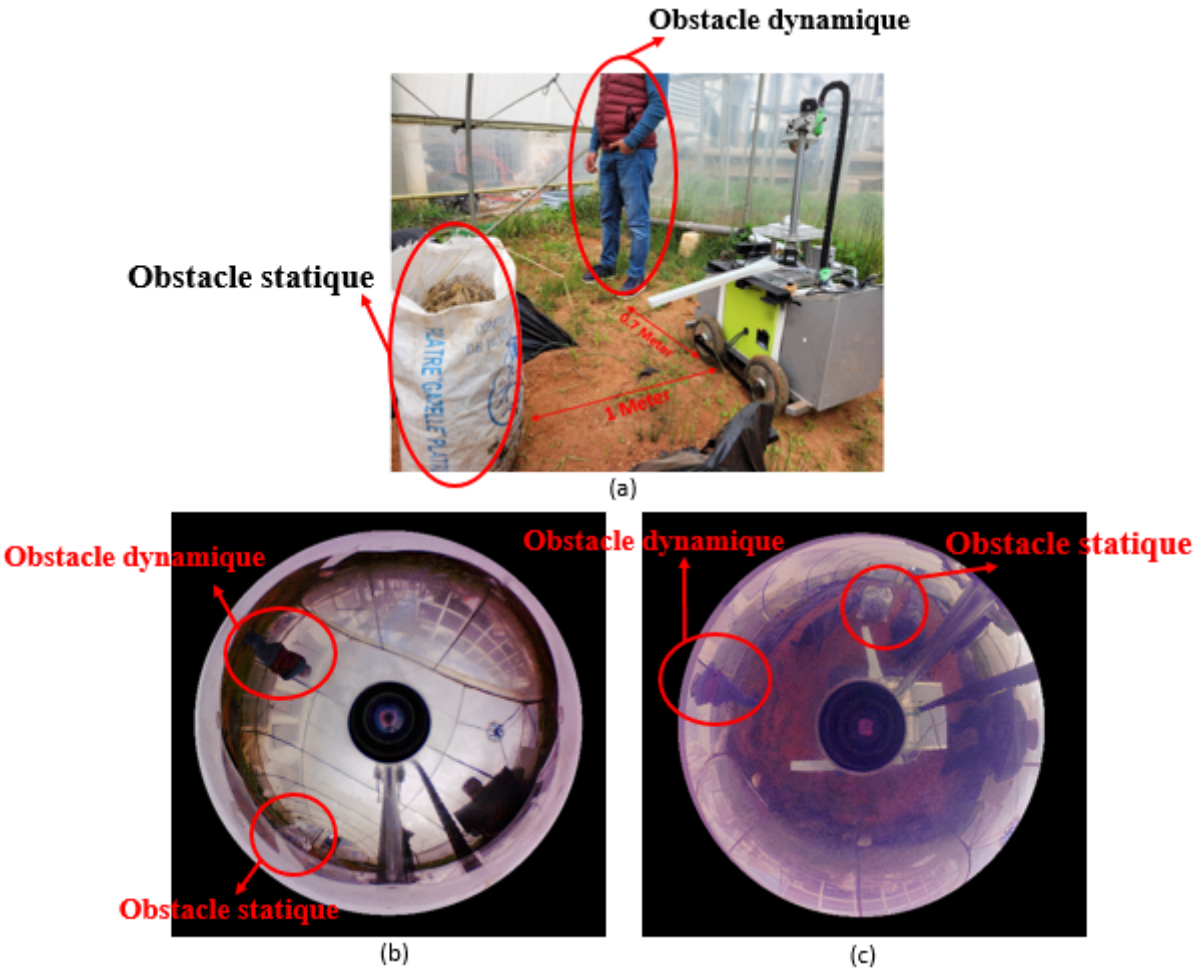


Figure IV.16 – (a) Obstacles dynamique et statique bloquant le trajet du robot lors du processus de passage entre deux billons dans la serre tunnel. (b) et (c) Images omnidirectionnelles de la même scène.

a été obtenue, elle est de 6.5% pour la ligne de base de 17cm et 5% pour la ligne de base de 27cm, avec un temps de calcul de 0.5 seconde (acquisition + traitement). Ces résultats sont conformes avec l'expression de la profondeur présentée dans l'équation IV.9.
Pourtant, cette précision est limitée. On constate bien dans la figure IV.13 une fois que la ligne de base dépasse une certaine valeur, l'erreur commence à augmenter. Pour cela nous avons utilisé l'équation IV.12 pour calculer la valeur de la ligne de base optimale.
Les résultats obtenus montrent que le nouveau système de vision stéréo omnidirectionnel non central proposé peut-être utiliser dans une variété d'applications robotiques puisqu'il fournit la précision et la structure simple et compacte requises par un tel système.

9 Conclusion

Les capteurs stéréos omnidirectionnels est l'une des techniques présentant l'acquisition de données 3D en temps réel avec un large champ de vue et répondant aux exigences du domaine des applications robotiques. Ces systèmes sont classifiés en se basant sur le nombre de point de vue, le type de miroir, la configuration spatiale. Dans ce contexte, la configuration verticale est la plus intéressante grâce aux avantages qu'elle présente par rapport aux autres configurations.
Nous avons présenté dans ce chapitre le développement d'un nouveau capteur omnidirectionnel stéréo, pour la perception de la profondeur, composé de deux miroirs sphériques et de deux caméras perspectives, dans une configuration verticale face-à-face.
Plusieurs tests ont été réalisés pour démontrer la capacité du capteur développé à estimer la profondeur dans une scène dynamique et les résultats obtenus sont très satisfaisants. Ainsi, le système avec un Baseline ajustable, permet de choisir la valeur de ligne de base optimale minimisant l'erreur.

Conclusion générale

Nous nous sommes intéressés dans cette thèse au développement de systèmes de vision embarqués dans une plateforme mobile agricole dédiée à des applications agricoles. La thèse commence par une introduction générale sur l'agriculture digitale et la robotique agricole.

Nous présentons par la suite une étude bibliographique sur les systèmes de vision et les plateformes mobiles agricoles. Nous proposons une classification et une évaluation comparative des systèmes de vision omnidirectionnelle. L'une des contributions de cette thèse est le développement d'un nouveau capteur omnidirectionnel stéréo pour la perception de la profondeur. Il consiste en un capteur stéréo avec une configuration face-à-face verticale. La précision du système a été évaluée expérimentalement dans des conditions réelles. Les images issues de ces capteurs omnidirectionnels présentent une résolution non-uniforme avec de fortes distorsions radiales, sur lesquelles l'application directe des algorithmes de traitement d'images classiques donnant de résultats erronés. Afin de contourner ces limitations, nous proposons un nouvel algorithme de détection de contours pour les images omnidirectionnelles. L'algorithme a pour objectif la détection des contours des billons de fraisiers, afin de permettre au robot une navigation autonome grâce à la fusion des informations issues du laser 2D et de la caméra omnidirectionnelle. De plus, deux autres algorithmes de segmentation ont été développés : Le premier algorithme (pour images agronomique perspectives) a pour objectif la segmentation des surfaces foliaires des fraisiers, cette segmentation permettra au robot agricole développé d'actionner ses bras de pulvérisation en se basant sur les coordonnés des centres de la surface foliaire détectée, pour une pulvérisation localisée. Le deuxième algorithme, basé sur l'enhancement quantique et l'apprentissage machine, permet de segmenter les fruits d'avocatiers pour une utilisation dans des processus d'agriculture de précision comme la détection de maladies.

Un système de vision omnidirectionnelle a été intégré dans le développement d'un suiveur solaire. Ce suiveur a pour objectif principal la recharge des batteries du robot développé en énergie électrique propre produite par un panneau solaire photovoltaïque ainsi que la détection des impuretés sur ce même panneau.

Ainsi, l'authentification pour accès aux différentes fonctionnalités de la plateforme mobile a été

réalisée à travers un algorithme de reconnaissance de personnes par l'iris. L'utilisation de l'iris nous a permis d'avoir une signature unique afin de garantir que seules les personnes autorisées ont accès aux différentes fonctionnalités du robot.

Annexe

Liste des publications

— **Brevets d'invention**

Système et procédé de robot agricole pour la pulvérisation autonome et localisée de pesticides sous serre : Agri-Eco Robot, demande de brevet d'invention National. Office Marocain de la Propriété Industrielle et Commerciale OMPIC, Maroc - En cours-

Système de vision omnidirectionnelle stéréo, demande de brevet d'invention National. Office Marocain de la Propriété Industrielle et Commerciale OMPIC, Maroc- En cours-

Un système de suiveur solaire et détecteur de l'état de la surface de panneau solaire basé sur la vision omnidirectionnelle. Brevet d'invention National N° MA46810, Mars 2021. Office Marocain de la Propriété Industrielle et Commerciale OMPIC, Maroc

— **Articles journal**

A Machine learning algorithm based on Random forest classifier and features quantum enhancement, for Avocado image segmentation, A. Ezzaki, K. El Amraoui, Lh. Masmoudi, Journal of Machine Learning Research -en cours-

A non-SVP catadioptric stereo vision system for depth estimation : application to dynamic obstacle detection for an agricultural mobile robot, A. Ezzaki, N. Idrissi, D. Benkhedra, Lh. Masmoudi, M. El Ansari. Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis (ELCVIA)- Soumis-

'AgriEco Robot' - An autonomous mobile robot for automatic spraying in strawberry greenhouses, A. Abanay, Lh. Masmoudi, A. Ezzaki. J. G. Jiménez. F. A Moreno Duenas, Optik -Soumis-

Image binarization algorithm based on quantum wave function : Application to strawberry leaf area segmentation, A. Ezzaki, D. Benkhedra, Lh. Masmoudi, Jordanian Journal of Computers and Information Technology (JJCIT) -Soumis-

Edge detection algorithm for omnidirectional images, based on superposition laws on Bloch's sphere and quantum entropy. A. Ezzaki, D. Benkhedra, M. El Ansari, Lh. Masmoudi, Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis (ELCVIA) 20(1) :70-83 ; 2021.

Algorithm for Iris recognition based on Contourlet transform and Entropy, A. Ezzaki, N. Idrissi, F.A. Moreno, Lh. Masmoudi, Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis (ELCVIA)- Vol 19 (1) pages 53-68.

Edge detection algorithm based on quantum superposition principle and photons arrival probability, A. Ezzaki, L. Masmoudi, M. El Ansari, F.A. Moreno, R. Zenouhi, J.G Jimenez, International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)- Avril 2020, Vol10 (1). Pages 1655-1666.

— **Communications**

Machine learning algorithm for Avocado image segmentation based on quantum enhancement and Random forest, K. El Amraoui, A. Ezzaki, Lh. Masmoudi, The 2nd International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology - IRASET'2022.

Comparison of edge detectors performance through use in agricultural robotics. A. Ezzaki, Lh. Masmoudi, M. El Ansari, MNSAT - The International Conference on Micro and NanoSatellites.

A single system for solar Tracker and detection of dust level deposition on solar cells, based on omnidirectional vision. A. Ezzaki, Lh. Masmoudi, A. Elharif, M. El Ansari, B. Bououlid. 2nd International Material Sciences and Engineering for Green Energy Conference.

Bibliographie

[1] C. Celeyrette, "Fiche pays producteur : Les petits fruits rouges au Maroc," FruitTrop, Rapport, 2018.

[2] M. H. Jensen, 'Controlled environment agriculture in deserts, tropics and temperate regions - A world review' Acta Hortic., no. 578, pp. 19-25, Jun. 2002, doi : 10.17660/ActaHortic.2002.578.1.

[3] Ballard DH. Active Perception. Encyclopedia of Neuroscience, Encyclopedia of Neuroscience pp. 31â37, 2010. doi :10.1016/B978-008045046-9.01436-4.

[4] Marr D. and Poggio T. A computational theory of human stereo vision. Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences, vol. 204 , pp. 301â328, 1979.

[5] R. HMIDA. Vision et reconstruction 3D : application à la robotique mobile. Thèse de doctorat. Université Montpellier ; Laboratoire d'électronique et de micro-électronique (Monastir, Tunisie), 2016.

[6] B. Ãstrand and A.-J. Baerveldt, "A vision based row-following system for agricultural field machinery," Mechatronics, vol. 15, no. 2, pp. 251-269, Mar. 2005, doi : 10.1016/j.mechatronics.2004.05.005.

[7] B. Ãstrand and A.-J. Baerveldt, "An Agricultural Mobile Robot with Vision-Based Perception for Mechanical Weed Control," Autonomous Robots, vol. 13, no. 1, pp. 21-35, Jul. 2002, doi : 10.1023/A :1015674004201.

[8] M. JasiÅski, J. MÄczak, P. Szulim, and S. Radkowski, "Autonomous Agricultural Robot - Testing of the Vision System for Plants/Weed Classification," in Automation 2018, Cham, 2018, pp. 473-482. doi : 10.1007/978-3-319-77179-3_44.

[9] L. Yang and N. Noguchi, "Human detection for a robot tractor using omni-directional stereo vision," Computers and Electronics in Agriculture, vol. 89, pp. 116-125, Nov. 2012, doi : 10.1016/j.compag.2012.08.011.

[10] "HP 3D Scan HP Official Site." https ://www.hp.com/us-en/campaign/3Dscanner/overview.html ?jumpid=va_t1345uf8k6 (accessed Nov. 30, 2021).

[11] S. Nissimov, J. Goldberger, and V. Alchanatis, "Obstacle detection in a greenhouse environment using the Kinect sensor," Computers and Electronics in Agriculture, vol. 113, pp. 104-115, Apr. 2015, doi : 10.1016/j.compag.2015.02.001.

[12] F. Marinello, A. Pezzuolo, F. Gasparini, J. Arvidsson, and L. Sartori, "Application of the Kinect sensor for dynamic soil surface characterization," Precision Agric, vol. 16, no. 6, pp. 601-612, Dec. 2015, doi : 10.1007/s11119-015-9398-5.

[13] A. Abanay, L. Masmoudi, and M. El Ansari, "A calibration method of 2D LIDAR-Visual sensors embedded on an agricultural robot," Optik, vol. 249, p. 1-7, Jan. 2022, doi : 10.1016/j.ijleo.2021.168254.

[14] R. Gregor, M. Lutzeler, and M. Pellkofer, "EMS-Vision : A Perceptual System for Autonomous Vehicles," IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems, vol. 3, no. 1, p. 48-59, 2002.

[15] Y. Yu, W. Tingting, C. Long, and Z. Weiwei, "Stereo vision based obstacle avoidance strategy for quadcopter UAV," in 2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC), Jun. 2018, pp. 490-494. doi : 10.1109/CCDC.2018.8407182.

[16] A. Nitka and A. Sioma, "Design of an automated rice grain sorting system using a vision system," in Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2018, Oct. 2018, vol. 10808, pp. 335-342. doi : 10.1117/12.2501658.

[17] Fauadi, M. H. F. M., Akmal, S., Ali, M. M., Anuar, N. I., Ramlan, S., Noor, A. Z. M., & Awang, N. (2018). Intelligent vision-based navigation system for mobile robot : A technological review. Periodicals of Engineering and Natural Sciences, 6(2), 47-57, doi : 10.21533/pen.v6i2.174.

[18] E. d'grand and G. rabatel, "J. Magali : A self-propelled robot to pick apples," American Society of Agricultural Engineering Paper, vol. 46, pp. 353–358, 1987.

[19] G. Rabatel, A. Bourely, F. Sevila, and F. Juste, "Robotic harvesting of citrusâ¯ : state of art and development of the French Spanish Eureka project," 1995, pp. 232-239. Accessed : Sep. 09, 2020. [Online]. Available : https ://hal.inrae.fr/hal-02603329

[20] A. Abanay, Lh. Masmoudi, A. Elharif, M. Gharbi, and B. Bououlid, "Design and development of a mobile platform for an agricultural robot prototype," in Proceedings of the 2nd International Conference on Computing and Wireless Communication Systems - ICCWCS'17, Larache, Morocco, 2017, pp. 1-5. doi : 10.1145/3167486.3167527.

[21] H. Afshari, L. Jacques, L. Bagnato, A. Schmid, P. Vandergheynst, and Y. Leblebici, "The PANOPTIC Camera : A Plenoptic Sensor with Real-Time Omnidirectional Capability," J Sign Process Syst, vol. 70, no. 3, pp. 305-328, Mar. 2013, doi : 10.1007/s11265-012-0668-4.

[22] K. B. Sarachik, "Characterising an indoor environment with a mobile robot and uncalibrated stereo," in Proceedings, 1989 International Conference on Robotics and Automation, Scottsdale,

AZ, USA, 1989, pp. 984-989. doi : 10.1109/ROBOT.1989.100109.

[23] Zheng, J. Y., & Tsuji, S. . From anorthoscope perception to dynamic vision. In Proceedings., IEEE International Conference on Robotics and Automation Cincinnati, OH, USA, 1990, May, pp. 1154-1160.

[24] L. Devars, R. Smadja, and jean Bensoman, "Determining Epipolar Constraint on Cylindrical Images and Using it for 3D Reconstruction," presented at the Workshop on Omnidirectional Vision, International Conference on Advanced Robotics, Budapest, Hungary, 2001.

[25] V. S. Nalwa, "A True Omni-Directional Viewer," p. 1-31, technical report, Bell Laboratories, 1996.

[26] R. Cutler et al., "Distributed meetings : a meeting capture and broadcasting system," in Proceedings of the tenth ACM international conference on Multimedia, New York, NY, USA, Dec. 2002, pp. 503-512. doi : 10.1145/641007.641112.

[27] "FullView Technology." http ://www.fullview.com/technology.html (accessed Dec. 08, 2020).

[28] Powell, I. Panoramic fish-eye imaging system, U.S. Patent No. 5,631,778. Washington, DC : U.S. Patent and Trademark Office, 1996

[29] M. Fiala and A. Basu, "Panoramic stereo reconstruction using non-SVP optics," Computer Vision and Image Understanding, vol. 98, no. 3, pp. 363-397, Jun. 2005, doi : 10.1016/j.cviu.2004.07.015.

[30] R. Descartes, La géometrie. Hermann, 1886.

[31] S. Baker and S. K. Nayar, "A Theory of Single-Viewpoint Catadioptric Image Formation," International Journal of Computer Vision, vol. 35, no. 2, pp. 175-196, Nov. 1999, doi : 10.1023/A :1008128724364.

[32] S. K. Nayar, "Catadioptric omnidirectional camera," in Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,pp. 482-488, Jun. 1997, . doi :

10.1109/CVPR.1997.609369.

[33] S. K. Nayar, "Sphereo : Determining Depth Using Two Specular Spheres And A Single Camera," in Optics, Illumination, and Image Sensing for Machine Vision III, vol. 1005, pp. 245-254, Mar. 1989, doi : 10.1117/12.949051.

[34] S. Barone, P. Neri, A. Paoli, and A. V. Razionale, "Catadioptric stereo-vision system using a spherical mirror," Procedia Structural Integrity, vol. 8, pp. 83-91, Jan. 2018, doi : 10.1016/j.prostr.2017.12.010.

[35] L. Maohai, W. Han, S. Lining, and C. Zesu, "Robust omnidirectional mobile robot topological navigation system using omnidirectional vision," Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 26, no. 8, pp. 1942-1952, Sep. 2013, doi : 10.1016/j.engappai.2013.05.010.

[36] El Kadmiri, Z., El Kadmiri, O., and Lh. Masmoudi. (2012). Depth Estimation For Mobile Robot Using Single Omnidirectional Camera System. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 44(1). pp. 29-34

[37] Q. Shi, C. Li, C. Wang, H. Luo, Q. Huang, and T. Fukuda, "Design and implementation of an omnidirectional vision system for robot perception," Mechatronics, vol. 41, pp. 58-66, Feb. 2017, doi : 10.1016/j.mechatronics.2016.11.005.

[38] D. G. Lowe, "The viewpoint consistency constraint," Int J Comput Vision, vol. 1, no. 1, pp. 57-72, Mar. 1987, doi : 10.1007/BF00128526.

[39] S. Baker and S. K. Nayar, "A theory of catadioptric image formation," in Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No.98CH36271),Bombay, India, pp. 35-42, Jan. 1998, . doi : 10.1109/ICCV.1998.710698.

[40] N. Dalmedico et al., "Sliding Window Mapping for Omnidirectional RGB-D Sensors," Sensors, vol. 19, no. 23, Art. no. 23, pp. 1-23, Jan. 2019, doi : 10.3390/s19235121.

[41] . Immawan and A. D. Yasa, "Design Optimization Of Omnidirectional Mirror Of Autonomous Mobile Robot For Surveillance Camera Component Using Quality Function Deploymen Method,"

Jurnal Teknologi, vol. 13, no. 1, Art. no. 1, pp.36-43, Jun. 2020.

[42] Z. El Kadmiri, "Thèse de Doctorat. (2016). Traitement des images omnidirectionnelles et stéréovision catadioptrique.," Faculté des Sciences, Université Mohammed V, Rabat, 2016.

[43] J. Gluckman, S. K. Nayar, and K. J. Thoresz, "Real-time omnidirectional and panoramic stereo," in In Proceedings of the 1998 DARPA Image Understanding Workshop, pp. 299-303, Monterey, California, 1998, .

[44] Yi, S. Y., Choi, B. W., Ahuja, N. . Real-time omni-directional distance measurement with active panoramic vision. International Journal of Control, Automation, and Systems, 5(2), 184-191, 2007

[45] S. Barone, M. Carulli, P. Neri, A. Paoli, and A. V. Razionale, "An Omnidirectional Vision Sensor Based on a Spherical Mirror Catadioptric System," Sensors, vol. 18, no. 2, Art. no. 2, Feb. 2018, doi : 10.3390/s18020408.

[46] A. Natraj, D. S. Ly, D. Eynard, C. Demonceaux, and P. Vasseur, "Omnidirectional Vision for UAV : Applications to Attitude, Motion and Altitude Estimation for Day and Night Conditions," J Intell Robot Syst, vol. 69, no. 1, pp. 459-473, Jan. 2013, doi : 10.1007/s10846-012-9752-z.

[47] Neves, A. J., Corrente, G. A., Pinho, A. J. . An omnidirectional vision system for soccer robots. In Portuguese Conference on Artificial Intelligence (pp. 499-507). Springer, Berlin, Heidelberg, 2007, December, doi : 10.1007/978-3-540-77002-2_42.

[48] L. Ran, Y. Zhang, Q. Zhang, and T. Yang, "Convolutional Neural Network-Based Robot Navigation Using Uncalibrated Spherical Images," Sensors, vol. 17, no. 6, Art. no. 6, Jun. 2017, doi : 10.3390/s17061341.

[49] R. Marie, H. B. Said, J. Stéphant, and O. Labbani-Igbida, "Visual Servoing on the Generalized Voronoi Diagram Using an Omnidirectional Camera," J Intell Robot Syst, vol. 94, no. 3, pp. 793-804, Jun. 2019, doi : 10.1007/s10846-018-0855-z.

[50] K. Bhongale and S. Gore, "Design of robot navigation monitoring system using image feature analysis and omnidirectional camera images," in 2017 2nd International Conference for

Convergence in Technology (I2CT),pp. 405-409, Piscataway, New Jersey, Apr. 2017, . doi : 10.1109/I2CT.2017.8226161.

[51] M. T. Chaichan, K. I. Abaas, and H. A. Kazem, "Design and assessment of solar concentrator distillating system using phase change materials (PCM) suitable for desertic weathers," Desalination and Water Treatment, vol. 57, no. 32, pp. 14897-14907, Jul. 2016, doi : 10.1080/19443994.2015.1069221.

[52] G. W. Crabtree and N. S. Lewis, "Solar energy conversion," Physics Today, vol. 60, no. 3, pp. 37-42, Mar. 2007.

[53] Good, C., Andresen, I., Hestnes, A. G. Solar energy for net zero energy buildings-A comparison between solar thermal, PV and photovoltaic-thermal (PV/T) systems. Solar Energy, pp 986-996, 2015

[54] L. O. Hewko and T. R. Weber, "Hydraulic Energy Storage Based Hybrid Propulsion System For A Terrestrial Vehicle," in Proceedings of the 25th Intersociety Energy Conversion Engineering Conference, pp. 99-105, Aug. 1990, vol. 4, Reno, NV, USA, doi : 10.1109/IECEC.1990.716464.

[55] R. A. Messenger and A. Abtahi, Photovoltaic Systems Engineering, Third Edition. CRC Press, 2010.

[56] P. G. V. Sampaio and M. O. A. GonzÃ¡lez, "Photovoltaic solar energy : Conceptual framework," Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 74, pp. 590-601, Jul. 2017, doi : 10.1016/j.rser.2017.02.081.

[57] Groupe de la banque africaine de développement, "NOOR : la plus grande centrale solaire à concentration du monde accroit la part d'énergies renouvelables dans la production d'électricité au Maroc," Rapport, 2019.

[58] O. Chikere Aja, H. H. Al-Kayiem, and Z. Ambri Abdul Karim, "Analytical investigation of collector optimum tilt angle at low latitude," Journal of Renewable and Sustainable Energy, vol. 5, no. 6, pp. 1-18, Nov. 2013, doi : 10.1063/1.4829434.

[59] E. Calabro, "Determining optimum tilt angles of photovoltaic panels at typical north-tropical latitudes," Journal of Renewable and Sustainable Energy, vol. 1, no. 3, pp. 1-6, May 2009, doi : 10.1063/1.3148272.

[60] Z. El Kadmiri, O. El Kadmiri, L. Masmoudi, and M. N. Bargach, "A Novel Solar Tracker Based on Omnidirectional Computer Vision," Journal of Solar Energy, vol. 2015, pp. 1-6, 2015, doi : 10.1155/2015/149852.

[61] M. J. Clifford and D. Eastwood, "Design of a novel passive solar tracker," Solar Energy, vol. 77, no. 3, pp. 269-280, Sep. 2004, doi : 10.1016/j.solener.2004.06.009.

[62] Racharla, S., & Rajan, K. . Solar tracking system-a review. International journal of sustainable engineering, 10(2), pp. 72-81.(2017)

[63] G. C. Lazaroiu, M. Longo, M. Roscia, and M. Pagano, "Comparative analysis of fixed and sun tracking low power PV systems considering energy consumption," Energy Conversion and Management, vol. 92, pp. 143-148, Mar. 2015, doi : 10.1016/j.enconman.2014.12.046.

[64] C.-C. Wei, Y.-C. Song, C.-B. Lin, and L. Chiang, "Design of a Sun Tracking System Based on the Brightest Point in Sky Image," pp. 100-103, May 2016, doi : 10.1109/CMCSN.2016.26.

[65] C.-D. Lee, H.-C. Huang, and H.-Y. Yeh, "The Development of Sun-Tracking System Using Image Processing," Sensors, vol. 13, no. 5, pp. 5448-5459, Apr. 2013, doi : 10.3390/s130505448.

[66] V. Poulek and M. Libra, "A very simple solar tracker for space and terrestrial applications," Solar Energy Materials and Solar Cells, vol. 60, no. 2, pp. 99-103, Jan. 2000, doi : 10.1016/S0927-0248(99)00071-9.

[67] A. Dolara, F. Grimaccia, S. Leva, M. Mussetta, R. Faranda, and M. Gualdoni, "Performance Analysis of a Single-Axis Tracking PV System," IEEE Journal of Photovoltaics, vol. 2, no. 4, pp. 524-531, Oct. 2012, doi : 10.1109/JPHOTOV.2012.2202876.

[68] A. Ezzaki, L. Masmoudi, M. Belkasmi and B. Bououloud Brevet d'invention, N°MA46810, "Un système de suiveur solaire et détecteur de l'état de la surface de panneau basé sur la vision

omnidirectionnelle" Mars 2021

[69] Dorobantu, L., Popescu, M. O., Popescu, C. L., & Craciunescu, A. (2011, April). The effect of surface impurities on photovoltaic panels. In Proceedings of International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'11), pp. 622-626.Las Palmas de Gran Canaria, 2011

[70] "Cloud Powered 3D CAD/CAM Software for Product Design | Fusion 360." https ://www.autodesk.com/products/fusion-360/overview (accessed Aug. 25, 2020).

[71] W. Luo, "A solar panels automatic tracking system based on OMRON PLC," in 2009 7th Asian Control Conference, pp. 1611-1614, Aug. 2009.

[72] C.-Y. Huang, T.-K. Ku, H.-K. Wang, and C.-Y. Lin, "Solar tracking device for solar panel," US8119961B2, Feb. 21, 2012 Accessed : Aug. 20, 2020. [Online]. Available : https ://patents.google.com/patent/US8119961B2/en

[73] T. D Jickells et al., Global Iron Connections Between Desert Dust, Ocean Biogeochemistry, and Climate, science journal, vol. 308, no 5718, p. 67-71. 2005. doi : 10.1126/science.1105959.

[74] D. S. Rajput and K. Sudhakar, "Effect Of Dust On The Performance Of Solar PV Panel," International Journal of ChemTech Research, 5(2), pp. 1083-1086, 2013

[75] M. J. Adinoyi and S. A. M. Said, "Effect of dust accumulation on the power outputs of solar photovoltaic modules," Renewable Energy, vol. 60, pp. 633-636, Dec. 2013, doi : 10.1016/j.renene.2013.06.014.

[76] R. Zennouhi and L. H. Masmoudi, "A new 2D histogram scheme for colour image segmentation," The Imaging Science Journal, vol. 57, no. 5, pp. 260-265, Oct. 2009, doi : 10.1179/136821909X12490307952874.

[77] R. Zennouhi, L. Masmoudi, and M. E. Ansari, "RGB Image Segmentation Using Hierarchical Analysis of 2D-Histograms. Application to Menthe Plant,"In : International Conference : Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, TUNISI. pp. 1-5, 2009.

[78] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Image segmentation," in Digital image processing, Prentice hall Upper Saddle River, NJ, 2002.

[79] P. Khurana, A. Sharma, S. N. Singh, and P. K. Singh, "A survey on object recognition and segmentation techniques," in 2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), Mar. 2016, pp. 3822-3826.

[80] K. Xia, X. Gu, and Y. Zhang, "Oriented grouping-constrained spectral clustering for medical imaging segmentation," Multimedia Systems, vol. 26, no. 1, pp. 27-36, Feb. 2020, doi : 10.1007/s00530-019-00626-8.

[81] B. Arain, C. McCool, P. Rigby, D. Cagara, and M. Dunbabin, "Improving Underwater Obstacle Detection using Semantic Image Segmentation," in International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Montreal, QC, Canada, May 2019, pp. 9271-9277. doi : 10.1109/ICRA.2019.8793588.

[82] H. Mohamad, S. Hashim, and A. Al-Saleh, "Recognize printed Arabic letter using new geometrical features," Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, vol. 14, no. 3, pp. 1518-1524, Jun. 2019, doi : 10.11591/ijeecs.v14.i3.pp1518-1524.

[83] M. Fisher and E. Hunter, "Digital imaging techniques in otolith data capture, analysis and interpretation," Marine Ecology Progress Series, vol. 598, pp. 213-231, Jun. 2018, doi : 10.3354/meps12531.

[84] Z. Wang, G. Cheng, and J. Y. Zheng, "All weather road edge identification based on driving video mining," in IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), pp. 1-6, Yokohama, JAPAN, Oct. 2017, doi : 10.1109/ITSC.2017.8317602.

[85] P. Amaradi, N. Sriramoju, Li Dang, G. S. Tewolde, and J. Kwon, "Lane following and obstacle detection techniques in autonomous driving vehicles," in 2016 IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT),pp. 0674-0679, Grand Forks, ND, USA May 2016, doi : 10.1109/EIT.2016.7535320.

[86] K. Itakura and F. Hosoi, "Automatic Leaf Segmentation for Estimating Leaf Area and Leaf Inclination Angle in 3D Plant Images," Sensors, vol. 18, no. 10, pp. 1-11, Oct. 2018, doi : 10.3390/s18103576.

[87] R. S. Sarkate, N. V. Kalyankar, and P. B. Khanale, "Application of computer vision and color image segmentation for yield prediction precision," in 2013 International Conference on Information Systems and Computer Networks, Mathura, India, Mar. 2013, pp. 9-13. doi : 10.1109/ICISCON.2013.6524164.

[88] S. D. Khirade and A. B. Patil, "Plant Disease Detection Using Image Processing," in 2015 International Conference on Computing Communication Control and Automation, Washington, DCUnited States, Feb. 2015, pp. 768-771. doi : 10.1109/ICCUBEA.2015.153.

[89] P. Arbelaez, M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik, "Contour detection and hierarchical image segmentation," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 33, no. 5, pp. 898-916, 2011.

[90] A. Aslam, E. Khan, and M. M. S. Beg, "Improved Edge Detection Algorithm for Brain Tumor Segmentation," Procedia Computer Science, vol. 58, pp. 430-437, 2015, doi : 10.1016/j.procs.2015.08.057.

[91] A. De, "An interactive deformable model segmentation algorithm driven by morphological dilations and erosions constrained by an exclusion band," Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis, vol. 11, no. 1, pp. 77-98, 2012.

[92] P. E. Robinson and A. L. Nel, "Foreground segmentation in atmospheric turbulence degraded video sequences to aid in background stabilization," Journal of Electronic Imaging, vol. 25, no. 6, pp. 1-15 2016, doi : 10.1117/1.JEI.25.6.063010.

[93] G. Gao, H. Wang, C. Wen, and L. Xu, "Texture image segmentation using statistical active contours," Journal of Electronic Imaging, vol. 27, no. 5, pp. 1-17 2018, doi : 10.1117/1.JEI.27.5.051211.

[94] L. Fang, X. Wang, Y. Sun, and K. Xu, "Remote sensing image segmentation using active contours based on intercorrelation of nonsubsampled contourlet coefficients," Journal of Electronic Imaging, vol. 25, no. 6, pp. 15-27 2016, doi : 10.1117/1.JEI.25.6.061405.

[95] D. Sebai, F. Chaieb, and F. Ghorbel, "Edge-aware wedgelet estimation for depth maps compression," ELCVIA : electronic letters on computer vision and image analysis, vol. 15, no. 1, pp. 14-26, 2016, doi : 10.5565/rev/elcvia.807

[96] J. Na'am, J. Harlan, S. Madenda, J. Santony, and C. Suharinto, "Detection of Proximal Caries at The Molar Teeth Using Edge Enhancement Algorithm," International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), vol. 8, no. 5, p. 3259-3266, Oct. 2018, doi : 10.11591/ijece.v8i5.pp3259-3266.

[97] J. Canny, "A computational approach to edge detection," in Readings in Computer Vision, Elsevier, pp. 184-203, 1987.

[98] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 12, no. 7, pp. 629-639, 1990.

[99] M. Krishnaveni, P. Subashini, and T. Dhivyaprabha, "Improved Canny Edges Using Cellular Based Particle Swarm Optimization Technique for Tamil Sign Digital Images," International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), vol. 6, no. 5, pp. 2158-2166, Oct. 2016, doi : 10.11591/ijece.v6i5.11222.

[100] P. Dollàr and C. L. Zitnick, "Fast edge detection using structured forests," IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 37, no 8, pp. 1558-1570, 2015.

[101] A. Halder, P. Bhattacharya, and A. Kundu, "Edge Detection Method Using Richardson's Extrapolation Formula," in Soft Computing in Data Analytics, vol. 758, pp. 727-733, 2019. doi : 10.1007/978-981-13-0514-6_69.

[102] G. T. Shrivakshan and C. Chandrasekar, "A comparison of various edge detection techniques used in image processing," IJCSI International Journal of Computer Science Issues, vol. 9, no. 5,

pp. 272-276, 2012.

[103] P. Sujatha and K. K. Sudha, "Performance Analysis of Different Edge Detection Techniques for Image Segmentation," Indian Journal of Science and Technology, vol. 8, no. 14, pp. 1-6 Jul. 2015, doi : 10.17485/ijst/2015/v8i14/72946.

[104] A. Ezzaki, L. Masmoudi, and M. E. Ansari, "Comparison of edge detectors performance through use in agricultural robotics," presented at the The International Conference on Micro and NanoSatellites, pp. 1-8, Rabat, Morocco, Nov. 2018.

[105] J. Watrous, Theory Of Quantum Information. Cambridge University Press, Book, 2018.

[106] A. Y. Vlasov, "Quantum computations and images recognition," Analogues quantum computers for data analysis, arXiv preprint quant-ph/9703010, pp.1-6 1997.

[107] R. Schutzhold, "Pattern recognition on a quantum computer," Phys. Rev. A, vol. 67, no. 6, pp. 1-6, Jun. 2003, doi : 10.1103/PhysRevA.67.062311.

[108] G. Beach, C. Lomont, and C. Cohen, "Quantum image processing (quip)," in Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2003. Proceedings. 32nd ,pp. 39-44, Washington, DC, 2003.

[109] N. Abura'ed, F. S. Khan, and H. Bhaskar, "Advances in the Quantum Theoretical Approach to Image Processing Applications," ACM Computing Surveys, vol. 49, no. 4, pp. 1-49, Feb. 2017, doi : 10.1145/3009965.

[110] N. Jiang, J. Wang, and Y. Mu, "Quantum image scaling up based on nearest-neighbor interpolation with integer scaling ratio," Quantum Information Processing, vol. 14, no. 11, pp. 4001-4026, Nov. 2015, doi : 10.1007/s11128-015-1099-5.

[111] M. Mastriani, "Quantum Boolean image denoising," Quantum Inf Process, vol. 14, no. 5, pp. 1647-1673, May 2015, doi : 10.1007/s11128-014-0881-0.

[112] S. E. Mechkouri, R. Zennouhi, S. El Joumani, L. Masmoudi, and J. G. Jiminez, "Quantum Segmentation approach for very high spatial resolution satellite image : application to quickbird image,",Journal of Theoretical & Applied Information Technology, vol. 62, pp. 7-22, 2014.

[113] S. Venegas-Andraca, "Discrete Quantum Walks and Quantum Image Processing," University of Oxford Oxford, UK, book, 2005.

[114] J. I. Latorre, "Image compression and entanglement," arXiv preprint quant-ph/0510031, pp.1-4, 2005.

[115] M. A. Nielsen and I. Chuang, "Quantum Computation and Quantum Information," American Journal of Physics, vol. 70, no. 5, pp. 558-559, Apr. 2002, doi : 10.1119/1.1463744.

[116] F. Bloch, "Nuclear induction," Physical review, vol. 70, pp. 7-8, 1946, doi : doi.org/10.1103/PhysRev.70.460.

[117] P. Megnan, "Detection of visible photons in CCD and CMOS : A comparative view," Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A : Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, pp. 199-212, 2003.

[118] J. R. Fram and E. S. Deutsch, "On the Quantitative Evaluation of Edge Detection Schemes and their Comparison with Human Performance," IEEE Transactions on Computers, vol. C-24, no. 6, pp. 616-628, Jun. 1975, doi : 10.1109/T-C.1975.224274.

[119] E. Kawalec-Latala, "Edge Detection on Images of Pseudoimpedance Section Supported by Context and Adaptive Transformation Model Images," Studia Geotechnica et Mechanica, vol. 36, no. 1, pp. 29-36, Mar. 2014, doi : 10.2478/sgem-2014-0004.

[120] B. Singh and A. P. Singh, "Edge Detection in Gray Level Images based on the Shannon Entropy 1," Journal of Computer Science, pp. 186-191, 2008.

[121] D. H. Ballard, "Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes," Pattern Recognition, vol. 13, no. 2, pp. 111-122, Jan. 1981, doi : 10.1016/0031-3203(81)90009-1.

[122] "HD Pro Webcam C920 - Logitech Support." http ://support.logitech.com/en_us/product/hd-pro-webcam-c920/specs (accessed Mar. 30, 2018).

[123] S. Nesteruk et al., "Image Compression and Plants Classification Using Machine Learning in Controlled-Environment Agriculture : Antarctic Station Use Case," IEEE Sensors J., vol. 21, no. 16, pp. 17564-17572, Aug. 2021, doi : 10.1109/JSEN.2021.3050084.

[124] A. Badage, "Crop Disease Detection using Machine Learning : Indian Agriculture," Int. Res. J. Eng. Technol, vol. 05, no. 09, pp. 866-869., 2018

[125] M. G. Maponya, A. van Niekerk, and Z. E. Mashimbye, "Pre-harvest classification of crop types using a Sentinel-2 time-series and machine learning," Computers and Electronics in Agriculture, vol. 169, pp. 1-12, Feb. 2020, doi : 10.1016/j.compag.2019.105164.

[126] H. Purandare, N. Ketkar, S. Pansare, P. Padhye, and A. Ghotkar, "Analysis of post-harvest losses : An Internet of Things and machine learning approach," in 2016 International Conference on Automatic Control and Dynamic Optimization Techniques (ICACDOT), pp. 222-226, Piscataway, New Jersey Sep. 2016, doi : 10.1109/ICACDOT.2016.7877583.

[127] K. El Amraoui, A. Ezzaki, M. Lhoussaine, H. Majid, H. El Belrhiti, and M. El Ansari, "Machine learning algorithm for Avocado image segmentation based on quantum enhancement and Random forest," presented at the The 2nd International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology - IRASET'2022, pp. 1-7, Meknes, Mar. 2022.

[128] M. Huljanah, Z. Rustam, S. Utama, and T. Siswantining, "Feature Selection using Random Forest Classifier for Predicting Prostate Cancer," IOP Conf. Ser. : Mater. Sci. Eng., vol. 546, pp. 1-9, Jun. 2019, doi : 10.1088/1757-899X/546/5/052031.

[129] B. Bouda, L. Masmoudi, and D. Aboutajdine, "A New Model for edge detection in digital images," Journal of graphics, vision and image processing, pp. 25-30, Mar. 2006

[130] L. Breiman, "Random Forests," Machine Learning, vol. 45, no. 1, pp. 5-32, Oct. 2001, doi : 10.1023/A :1010933404324.

[131] L. Lefkovits, S. Lefkovits, S. Emerich, and M. F. Vaida, "Random forest feature selection approach for image segmentation," in Ninth International Conference on Machine Vision (ICMV 2016), vol. 10341, pp. 227-231. Nice, France, Mar. 2017, doi : 10.1117/12.2268694.

[132] S. Bargoti and J. P. Underwood, "Image Segmentation for Fruit Detection and Yield Estimation in Apple Orchards," Journal of Field Robotics, vol. 34, no. 6, pp. 1039-1060, 2017, doi : 10.1002/rob.21699.

[133] C. Wang, Y. Tang, X. Zou, W. SiTu, and W. Feng, "A robust fruit image segmentation algorithm against varying illumination for vision system of fruit harvesting robot," Optik, vol. 131, pp. 626-631, Feb. 2017, doi : 10.1016/j.ijleo.2016.11.177.

[134] C. Hung, J. Nieto, Z. Taylor, J. Underwood, and S. Sukkarieh, "Orchard fruit segmentation using multi-spectral feature learning," in 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Tokyo, Japan, pp. 5314-5320, Nov. 2013,. doi : 10.1109/IROS.2013.6697125.

[135] M. Boui, "Détection et suivi de personnes par vision omnidirectionnelleâ¯ : approche 2D et 3D," These de doctorat, Université Paris-Saclay (ComUE), 2018. Accessed : May 27, 2020. [Online]. Available : https ://www.theses.fr/2018SACLE009

[136] L. F. Posada, A. Velasquez-Lopez, F. Hoffmann, and T. Bertram, "Semantic Mapping with Omnidirectional Vision," in 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Brisbane, Australia, pp. 1901-1907. May 2018, doi : 10.1109/ICRA.2018.8461165.

[137] M. Vlaminck, H. Luong, W. Goeman, and W. Philips, "3D Scene Reconstruction Using Omnidirectional Vision and LiDAR : A Hybrid Approach," Sensors, vol. 16, no. 11, Art. no. 11, pp. 1-23, Nov. 2016, doi : 10.3390/s16111923.

[138] I. Guelzim, Thèse de Doctorat "Contributions aux traitements d'images perspectives et omnidirectionnelles par des outils statistiques.," Faculté des sciences, Université Mohammed V, Rabat, Morocco, 2012.

[139] M. Eder and J.-M. Frahm, "Convolutions on Spherical Images," Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Long Beach, CA, USA, pp. 1-5, 2019

[140] J. Li, Z. Wen, S. Li, Y. Zhao, B. Guo, and J. Wen, "Novel tile segmentation scheme for omnidirectional video," in 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Phoenix, Arizona, Sep. 2016, pp. 370-374. doi : 10.1109/ICIP.2016.7532381.

[141] Z. Kerkaou, N. Alioua, M. E. Ansari, and L. Masmoudi, "Edge points-based stereo matching approach for omnidirectional images," JEI, vol. 27, no. 5, pp. 15-30, Sep. 2018, doi : 10.1117/1.JEI.27.5.053015.

[142] F. Jacquey, F. Comby, and O. Strauss, "Fuzzy edge detection for omnidirectional images," Fuzzy Sets and Systems, vol. 159, no. 15, pp. 1991-2010, Aug. 2008, doi : 10.1016/j.fss.2008.02.022.

[143] C. Demonceaux and P. Vasseur, "Markov random fields for catadioptric image processing," Pattern Recognition Letters, vol. 27, no. 16, pp. 1957-1967, Dec. 2006, doi : 10.1016/j.patrec.2006.05.007.

[144] O. E. Kadmiri, Z. E. Kadmiri, and L. Masmoudi, "A spherical electrostatic model edge detector for omnidirectional images," Journal of Theoretical and Applied Information Technology, vol. 51, pp. 383-391, 2013.

[145] A. Makadia, C. Geyer, and K. Daniilidis, "Correspondence-free Structure from Motion," Int J Comput Vis, vol. 75, no. 3, pp. 311-327, Dec. 2007, doi : 10.1007/s11263-007-0035-2.

[146] A. Ezzaki, B. Dirar, M. E. Ansari, and M. Lhoussaine, "Edge detection algorithm for omnidirectional images, based on superposition laws on Blach's sphere and quantum entropy," Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis (ELCVIA), vol. 20, no. 1, pp. 70-83, 2021, doi : /doi.org/10.5565/rev/elcvia.1338.

[147] J. Von Neumann, R. T. Beyer, and N. A. Wheeler, Mathematical foundations of quantum mechanics, New edition. book, Princeton : Princeton University Press, 2018

[148] V. Rajinikanth and S. C. Satapathy, "Segmentation of Ischemic Stroke Lesion in Brain MRI Based on Social Group Optimization and Fuzzy-Tsallis Entropy," Arabian Journal for Science and Engineering, pp. 4365-4378, Jan. 2018, doi : 10.1007/s13369-017-3053-6.

[149] M. A. El-Sayed and T. A.-E. Hafeez, "New edge detection technique based on the shannon entropy in gray level images," arXiv preprint arXiv :1211.2502, 2012

[150] M. A. El-Sayed and H. A. M. Sennari, "Multi-Threshold Algorithm Based on Havrda and Charvat Entropy for Edge Detection in Satellite Grayscale Images," Journal of Software Engineering and Applications, vol. 07, no. 01, pp. 42-52, 2014, doi : 10.4236/jsea.2014.71005.

[151] F. Jacquey, F. Comby, and O. Strauss, "Non-additive Approach for Omnidirectional Image Gradient Estimation," in 2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision, Rio de Janeiro, Brazil, pp. 1-6, 2007, doi : 10.1109/ICCV.2007.4409193.

[152] A. Matin, F. Mahmud, S. T. Zuhori, and B. Sen, "Human iris as a biometric for identity verification," in 2016 2nd International Conference on Electrical, Computer Telecommunication Engineering (ICECTE), Piscataway, New Jersey, pp. 1-4. Dec. 2016, doi : 10.1109/ICECTE.2016.7879610.

[153] L. Flom and A. Safir, "Iris recognition system," Feb. 20, 1985 Accessed : Feb. 21, 2018. [Online]. Available : https ://patents.google.com/patent/US4641349A/en

[154] C.-L. Tisse, L. Martin, L. Torres, and M. Robert, "Person Identification Technique Using Human Iris Recognition," Vision Interface (VI2002), Vol. 295, pp. 294-299, 2002.

[155] A. F. Abate, M. Frucci, C. Galdi, and D. Riccio, "BIRD : Watershed Based IRis Detection for mobile devices," Pattern Recognition Letters, vol. 57, pp. 43-51, May 2015, doi : 10.1016/j.patrec.2014.10.017.

[156] D. Gragnaniello, C. Sansone, and L. Verdoliva, "Iris liveness detection for mobile devices based on local descriptors," Pattern Recognition Letters, vol. 57, pp. 81-87, May 2015, doi : 10.1016/j.patrec.2014.10.018.

[157] Y. Chen, Y. Liu, and X. Zhu, "Robust iris segmentation algorithm based on self-adaptive Chan-Vese level set model," Journal of Electronic Imaging, vol. 24, no. 4, pp. 1-13, 2015, doi : 10.1117/1.JEI.24.4.043012.

[158] H. Rai and A. Yadav, "Iris recognition using combined support vector machine and Hamming distance approach," Expert Systems with Applications, vol. 41, no. 2, pp. 588-593, Feb. 2014, doi : 10.1016/j.eswa.2013.07.083.

[159] C. M. Patil and S. P. Kulkarni, "An Approach of Iris Feature Extraction for Personal Identification," in 2009 International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing, Kottayam, Kerala, India, ,pp. 796-799. 2009, doi : 10.1109/ARTCom.2009.14.

[160] Li Ma, Tieniu Tan, Yunhong Wang, and Dexin Zhang, "Efficient iris recognition by characterizing key local variations," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 6, pp. 739-750, Jun. 2004, doi : 10.1109/TIP.2004.827237.

[161] P. Iglesias, R. HernÃ¡ndez-GarcÃa, R. J. Barrientos, E. Goncalves, and M. Mora, "Iris Recognition based on Displacement Information using a Sparse Matching Technique," in 38th International Conference of the Chilean Computer Science Society (SCCC), Concepcion, Chile Nov. 2019, pp. 1-8. 2019 doi : 10.1109/SCCC49216.2019.8966438.

[162] Masek, L. . Recognition of human iris patterns for biometric identification Doctoral dissertation, Master's thesis, University of Western Australia, 2003.

[163] Sheela, S. V., & Vijaya, P. A. . Iris recognition methods-survey. International Journal of Computer Applications, Vol 3(5), pp.19-25, 2010

[164] R. Vyas, T. Kanumuri, G. Sheoran, and P. Dubey, "Recent trends of ROI segmentation in iris biometrics : a survey," International Journal of Biometrics, vol. 11, no. 3, pp. 274-307, Jan. 2019, doi : 10.1504/IJBM.2019.100842.

[165] A. Ezzaki, N. Idrissi, F.-A. Moreno, and L. Masmoudi, "Algorithm for Iris recognition based on contourlet Transform and Entropy," ELCVIA Electronic Letters on Computer Vision and Image

Analysis, vol. 19, no. 1, Art. no. 1, pp. 53-67, Jul. 2020, doi : 10.5565/rev/elcvia.1190.

[166] "Biometrics Ideal Test." http ://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do ?id=4 (accessed Mar. 05, 2018).

[167] H. Proenca and L. A. Alexandre, "UBIRIS : A Noisy Iris Image Database," in Image Analysis and Processing - ICIAP 2005, pp. 970-977, Sep. 2005 doi : 10.1007/11553595_119.

[168] P. Reeves, "The Response of the Average Pupil to Various Intensities of Light," J. Opt. Soc. Am., JOSA, vol. 4, no. 2, pp. 35-43, Mar. 1920, doi : 10.1364/JOSA.4.000035.

[169] Y. Min and Y. Zhang, "FADIT : Fast Document Image Thresholding," Algorithms, vol. 13, no. 2, Art. no. 2, pp. 1-13, Feb. 2020, doi : 10.3390/a13020046.

[170] L. Zhao, S. Zheng, W. Yang, H. Wei, and X. Huang, "An image thresholding approach based on Gaussian mixture model," Pattern Anal Applic, vol. 22, no. 1, pp. 75-88, Feb. 2019, doi : 10.1007/s10044-018-00769-w.

[171] N. Otsu, "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.

[172] Q. Chen, Q. Sun, P. Ann Heng, and D. Xia, "A double-threshold image binarization method based on edge detector," Pattern Recognition, vol. 41, no. 4, pp. 1254-1267, Apr. 2008, doi : 10.1016/j.patcog.2007.09.007.

[173] Dou, J., & Zhang, W. (2014). A Fast Thresholding Technique in Image Binarization for Embedded System. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, vol 12(1), 592-598.

[174] Singh, T. R., Roy, S., Singh, O. I., Sinam, T., & Singh, K. (2012). A new local adaptive thresholding technique in binarization. arXiv preprint arXiv :1201.5227.

[175] I. Naguru and N. K. R. B, "Feature Matching in Iris Recognition System using MATLAB," International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology, vol. 7, no. 5,

pp. 1748-1757, Oct. 2017, doi : 10.18517/ijaseit.7.5.2765.

[176] A. Ezzaki, M. Lhoussaine, M. E. Ansari, F.-A. Moreno, R. Zenouhi, and J. G. Jimenez, "Edge detection algorithm based on quantum superposition principle and photons arrival probability," International Journal of Electrical & Computer Engineering, vol. 10, no. 2, pp. 1655-1666, 2020, doi : 10.11591/ijece.v10i2.pp1655-1666.

[177] W. K. Kong and D. Zhang, "Accurate iris segmentation based on novel reflection and eyelash detection model," in Proceedings of 2001 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing. ISIMP 2001 (IEEE Cat. No.01EX489), Hong Kong, China, pp. 263-266, , 2001. doi : 10.1109/ISIMP.2001.925384.

[178] M. N. Do and M. Vetterli, "Contourlets : a new directional multiresolution image representation," in Conference Record of the Thirty-Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA, USA, pp. 497-501, Nov. 2002. doi : 10.1109/ACSSC.2002.1197232.

[179] P. J. Burt and E. H. Adelson, "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code," in Readings in Computer Vision, San Francisco (CA) : Morgan Kaufmann, pp. 671-679, 1987 doi : 10.1016/B978-0-08-051581-6.50065-9.

[180] A. D. Rahulkar, L. M. Waghmare, and R. S. Holambe, "A new approach to the design of hybrid finer directional wavelet filter bank for iris feature extraction and classification using k-out-of-n :A post-classifier," Pattern Anal Applic, vol. 17, no. 3, pp. 529-547, Aug. 2014, doi : 10.1007/s10044-013-0334-x.

[181] I. A. E. Rube, M. Abou, E. Nasr, M. M. Naim, and M. Farouk, "Contourlet versus Wavelet Transform for a Robust Digital Image Watermarking Technique. " World Academy of Science, Engineering and Technology, vol 60, pp. 288-292, 2009

[182] A. Ghaffari, M. Zarachoff, A. Sheikh-Akbari, and E. Shaghouei, "Intensity Separation based Iris Recognition Method using Curvelets and PCA," 8th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO), Budva, Montenegro, pp. 1-5. Jun. 2019, doi : 10.1109/MECO.2019.8760170.

[183] L. Mansoura, A. Noureddine, O. Assas, and A. Yassine, "Biometric recognition by multimodal face and iris using FFT and SVD methods With Adaptive Score Normalization," in 2019 4th World Conference on Complex Systems (WCCS), Ouarzazate, Morocco, pp. 1-5. Apr. 2019, doi : 10.1109/ICoCS.2019.8930748.

[184] J. Daugman, "New Methods in Iris Recognition," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), vol. 37, no. 5, pp. 1167-1175, Oct. 2007, doi : 10.1109/TSMCB.2007.903540.

[185] P. Radu, K. Sirlantzis, G. Howells, S. Hoque, and F. Deravi, "A colour iris recognition system employing multiple classifier techniques," Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis, vol. 12, no. 2, pp. 54-65, 2013.

[186] de Mira, J., Neto, H. V., Neves, E. B., & Schneider, F. K. Biometric-oriented iris identification based on mathematical morphology. Journal of Signal Processing Systems, vol 80(2), pp. 181-195, 2015

[187] A. Radman, K. Jumari, and N. Zainal, "Fast and reliable iris segmentation algorithm," IET Image Process., vol. 7, pp. 42-49, 2013.

[188] Mohd. T. Khan, D. Arora, and S. Shukla, "Feature extraction through iris images using 1-D Gabor filter on different iris datasets," in 2013 Sixth International Conference on Contemporary Computing (IC3), Aug. 2013, pp. 445-450. doi : 10.1109/IC3.2013.6612236.

[189] D. Bobeldyk and A. Ross, "Predicting Eye Color from Near Infrared Iris Images," in 2018 International Conference on Biometrics (ICB), Feb. 2018, pp. 104-110. doi : 10.1109/ICB2018.2018.00026.

[190] Y. Ji, S. Wang, Y. Lu, J. Wei, and Y. Zhao, "Eye and mouth state detection algorithm based on contour feature extraction," Journal of Electronic Imaging, vol. 27, no. 5, pp. 1-9, 2018, doi : 10.1117/1.JEI.27.5.051205.

[191] A. Agrawal, Y. Taguchi, and S. Ramalingam, "Analytical Forward Projection for Axial Non-central Dioptric and Catadioptric Cameras," in Computer Vision - ECCV 2010, Berlin, Heidelberg,

2010, pp. 129-143. doi : 10.1007/978-3-642-15558-1_10.

[192] V. Grassi Junior and J. Okamoto Junior, "Development of an omnidirectional vision system," J. Braz. Soc. Mech. Sci. & Eng., vol. 28, no. 1, pp. 58-68, Mar. 2006, doi : 10.1590/S1678-58782006000100007.

Résumé :

L'agriculture digitale (AD) s'est fortement développée dans plusieurs secteurs agricoles. Elle utilise les technologies de l'information et de la communication (TIC) pour effectuer des tâches agricoles avec la bonne action et au bon moment dont l'objectif principal est d'améliorer le rendement et la productivité agricole.
Les contributions apportées, dans le cadre des travaux de recherche de cette thèse concernent trois volets :
Le premier volet est consacré au développement et à la réalisation d'une plateforme robotique mobile agricole destinée à des applications sous serre et d'un suiveur solaire pour la production d'énergie propre du robot.
Le deuxième volet s'intéresse aux algorithmes de vision embarqué sur la plateforme. Trois approches de segmentation d'images agronomiques (perspectives et omnidirectionnelles) ont été développées basées sur les lois de superposition quantique. Ces algorithmes permettent à la plateforme mobile de se déplacer à l'intérieur d'une serre de fraisiers de manière autonome et d'exécuter la tâche de pulvérisation des pesticides de manière optimale. Et pour sécuriser l'accès à la plateforme robotique, un nouveau système d'authentification basé sur la reconnaissance d'iris a été développé et mis en œuvre.
Le troisième volet de cette thèse s'intéresse au développement et réalisation d'un capteur de vision stéréo omnidirectionnel. Le capteur permettant l'observation d'un environnement en 360° et d'inférer la profondeur de chacun des objets qui les entoure. Ainsi les différents obstacles et objets, qui peuvent surgir lors de la navigation du robot dans son environnement, peuvent être détectés et localisés simultanément
Les différentes approches développées ont été expérimentés avec succés dans un environnement réel sous serre agricole.
Mots clés : Agriculture digitale, vision omnidirectionnelle segmentation, robotique agricole.

Abstract:

Digital agriculture (DA) has been strongly developed in several agricultural sectors. It uses information and communication technologies (ICT) to perform agricultural tasks with the right action and at the right time, the main objective is to improve agricultural yield and productivity.
The contributions, within the research work of this thesis, concern three aspects:
The first part is devoted to the development of a mobile agricultural robotic platform for greenhouse applications and a solar tracker for the production of clean energy for the robot.
The second part focuses on the vision algorithms embedded on the platform. Three agricultural image segmentation approaches (perspective and omnidirectional) have been developed based on quantum superposition laws. These algorithms allow the mobile platform to autonomously navigate inside a strawberry greenhouse and perform an optimal pesticide spraying task. And to secure access to the robotic platform, a new authentication system based on iris recognition has been developed and implemented.
The third part of this thesis focuses on the development and realization of an omnidirectional stereo vision sensor. The sensor allows the observation of a 360° environment and to infer the depth of each of the objects surrounding it. Thus the various obstacles and objects, which may arise during the navigation of the robot in its environment, can be detected and located simultaneously.
The different approaches developed have been successfully tested in a real environment in an agricultural greenhouse
Keywords : Digital agriculture, omnidirectional vision, Robotics, Segmentation,

Année Universitaire : 2021/2022