

N° d'ordre : 3709

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 : Robotique et vision artificielle

Présentée et soutenue le : 19/11/2022 par :

Abdelkrim ABANAY

Contribution à la robotique mobile : Stratégies de la navigation autonome sous serre basées sur capteurs de perception visuelles embarqués

Aziz ETTOUHAMI	PES, Université Mohammed V, Faculté des Sciences - Rabat	Président
Larbi LAANAB	PES, Université Mohammed V, Faculté des Sciences - Rabat	Rapporteur/Examinateur
Aziz AMARI	PH, Université Mohammed V, Faculté des Sciences - Rabat	Rapporteur/Examinateur
Mounia ZAIM	PH, Université Mohammed V, Ecole Supérieure de Technologie – Salé	Rapporteur/Examinateur
Noureddine FETTOUHI	PES, Université Mohammed V, Faculté des Sciences - Rabat	Examinateur
José Valente DE OLIVEIRA	PES, Université d'Algarve, Faculté des Sciences et Technologies, Faro, Portugal	Examinateur
Lhoussaine MASMUDI	PES, Université Mohammed V, Faculté des Sciences - Rabat	Directeur de Thèse

Année Universitaire : 2021/2022

Dédicaces

A ma très chère mère

A mon très chère Père

A Mes frères Redouane Nourddine et Abderrahim

A Ma nièce Asmae et neveu Ziyad

Remerciement

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à tous ceux qui ont contribué dans cette thèse qui a été réalisé au sein du Laboratoire Conception et Systèmes (Electronique, Signaux et Informatique) de la Faculté des sciences de Rabat, sous la Direction du **Mr. Lhousseine MASMOUDI** Professeur d'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences de l'Université Mohammed V, Rabat.

Je tiens à remercier chaleureusement **Mr. Lhousseine 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 scientifique et personnelles.

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. Aziz ETTOUHAMI**, 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. Larbi LAANAB 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. Aziz AMARI Professeur habilité à la Faculté des Sciences, Université Mohammed 5 de Rabat d'avoir accepté d'être rapporteur et examinateur de cette thèse.

Mr. Mounia ZAIM Professeur habilité à l'Ecole Supérieure de Technologie de Salé , Université Mohammed 5 de Rabat d'avoir accepté d'être rapporteur et examinateur de cette thèse.

Mr. Nouredine FETTOUHI 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.

Ainsi qu'au **Mr. José Valente DE OLIVEIRA** Professeur d'enseignement supérieur à l'université d'Algarve, en Portugal d'avoir accepté d'être examinateur 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 (Electronique, Signaux et Informatique) de la faculté des sciences de Rabat, pour leurs conseils et leur soutien.

Résumé

L'agriculture moderne est confrontée à de nombreux défis, tels que la réduction des intrants et l'augmentation des rendements, qui nécessitent le développement de nouvelles technologies. Les robots agricoles sont considérés comme l'une des solutions possibles pour relever ces défis. Cependant, des obstacles doivent être surmontés avant qu'ils puissent être largement utilisés par les agriculteurs. Les travaux de recherches présentés dans cette thèse se sur le développement de nouvelles technologies robotiques pour l'agriculture moderne, les contributions apportées concernent principalement deux volets :

Le premier volet concerne le développement et la réalisation d'une plateforme robotique mobile dédiée à des applications en agriculture sous serre. Un capteur de vision stéréo omnidirectionnel embarqué sur la plateforme mobile a été développé et réalisé, permettant à la plateforme de percevoir son environnement en 360 degrés et d'inférer la profondeur de chaque objet qui l'entoure.

Le deuxième volet se focalise sur le développement de nouvelles stratégies de navigation autonome basées sur des capteurs embarqués. Ainsi, deux méthodes ont été développées : l'une utilise capteur LiDAR 2D et l'autre une caméra monoculaire. Les algorithmes développés permettent à la plateforme mobile de se déplacer de manière autonome dans la serre de fraisières afin d'effectuer la tâche de pulvérisation de pesticides, aux cultures de fraisières sous serre, de manière optimale et localisée. Une méthode de calibration du système de perception LiDAR 2D- Caméra monoculaire embarqué a été développé pour améliorer la perception de l'environnement.

Les différentes approches développées dans le cadre de la thèse ont été testées avec succès dans un environnement réel de serre agricole, démontrant la faisabilité de l'utilisation de robots agricoles pour accomplir des tâches telles que la pulvérisation localisée et optimisée de pesticides.

Mots clés : *Agriculture moderne, robotique mobile agricole, navigation autonome, systèmes de perception.*

Abstract

Modern agriculture is faced with many challenges, such as reducing input and increasing yields, which require the development of new technologies. Agricultural robots are considered as one of the possible solutions to address these challenges. However, obstacles must be overcome before they can be widely used by farmers. The research presented in this thesis focuses on the development of new robotic technologies for modern agriculture. The contributions made mainly concern two aspects : The first aspect concerns the development and implementation of a mobile robotic platform dedicated to greenhouse applications. An embedded omnidirectional stereo vision sensor was developed and implemented on the mobile platform, allowing the platform to perceive its environment in 360 degrees and infer the depth of each object around it.

The second aspect focuses on the development of new autonomous navigation strategies based on embedded sensors. Thus, two methods have been developed : one uses a 2D LiDAR sensor and the other a monocular camera. The developed algorithms allow the mobile platform to move autonomously in the strawberry greenhouse to perform the task of spraying pesticides, on strawberry crops under the greenhouse, in an optimal and localized manner. A calibration method for the embedded 2D LiDAR-camera perception system was developed to improve the perception of the environment.

The different approaches developed in the thesis were successfully tested in a real agricultural greenhouse environment, demonstrating the feasibility of using agricultural robots to perform tasks such as localized and optimized spraying of pesticides.

Keywords : Modern agriculture, mobile agricultural robotics, autonomous navigation, perception systems.

Table des figures

1	Revenus et ventes des robots agricoles dans le monde.	2
2	Des agriculteurs utilisant un pulvérisateur de pesticide manuel sous serre.	3
I.1	(a) Karel Capek (1890-1938) , (b) Affiche d'une production américaine de R. U. R. dans les années 1930 et (c) Issac Asimov (1920-1992)	7
I.2	(a) Joseph Engelberger and George Devol , (b) le robot Unimate de GM et (c) William Grey Walter avec son robot tortue.	7
I.3	Tracteur autonome à câble.	9
I.4	(a) Autonomous Plant Inspection (API) (b) Un robot autonome pour le désherbage.	10
I.5	(a) Ladybrid, (b) Rippa, (c) Armadillo.	11
I.6	Robots agricoles de la société Naïo Technologies. (a) Robot oz. (b) Robot Dino. (c) Robot Ted. (d) Robotti et (d) céol.	12
I.7	(a) Vibro Crop Robotti. (b) Robot BoniRob. (c) Robot Rowbot.	13
I.8	(a) SWEEPER. (b) S55 de Wanjet.	14
I.9	(a) Robot mobile pour les tâches agricoles sous serres, (b) Universal Robotics UR5.	15
I.10	Roue motrice et directrice.	16
I.11	(a) Swedich roue (b) Robot MPO-500 avec entraînement Mecanum par Neobotix GmbH	17
I.12	Géométrie d'entraînement différentielle.	18
I.13	Géométrie de la direction Ackermann [1].	19
I.14	Robot mobile à direction par dérapage effectuant un mouvement circulaire à vitesse constante [2].	20
I.15	Principe de fonctionnement de la 2D LiDAR Hokuyo.	22
I.16	Le modèle géométrique de caméra perspective.	25
I.17	La vision binoculaire chez l'homme	27
I.18	Systèmes de vision stéréoscopique	28
I.19	systèmes de vision stéréoscopique	29
I.20	Champ de vue des systèmes de vision (représenté en gris). (a) Vision directionnel - (b) Vision omnidirectionnelle - (c) Vision panoramique	30
I.21	(a) Caméra rotative (b) mouche : un champ de vision quasi omnidirectionnel	30
I.22	La caméra Ladybug	31
I.23	Image obtenue par objectif fisheye à gauche, lentille fisheye à droite	31
I.24	Différents types de miroirs composant un capteur catadioptrique	32
I.25	Schéma fonctionnel de la communication inter-processus de l'environnement ROS	36
II.1	Le robot agricole AgriEco Robot dans une serre d'expérimentation de fraisiers.	38

II.2	(a) La cartouche d'AgriEco Robot, (b) Conception CAD 3D Vue isométrique de la plateforme mobile AgriEco Robot	39
II.3	Robot dimensions	40
II.4	Conception du châssis de AgriEco Robot dans RDM6	41
II.5	Étude des efforts et des moments par RDM6 (a) cas d'application d'un moment de torsion, (b) Cas d'application d'un moment fléchissant et (c) cas des efforts tranchants.	42
II.6	La structure de châssis métallique de la plateforme mobile pendant l'assemblage . .	43
II.7	Le modèle CAO de la plateforme mobile à quatre roues motrices	44
II.8	La plateforme mobile à quatre roues motrices construit	44
II.9	Modèle de direction par dérapage	46
II.10	La Stratégie de mouvement	47
II.11	Les dimensions de de BLDC Hub motor	48
II.12	BLDC Hub-moteur (image réelle)	49
II.13	contrôleur de moteur sans balai	50
II.14	Batterie lithium 36V 30ah li-ion pack	51
II.15	Architecture générale de fonctionnement de la plateforme mobile AgriEco Robot . .	52
II.16	Hokuyo 2D LiDAR URG-04LX	53
II.17	Zed stéréo caméra	54
II.18	Le modèle CAD : capteur de vision omnidirectionnelle	55
II.19	Système de la pulvérisation localisée de pesticide.	56
II.20	Conception 3D du bras par Catia V5 (a) Vue en perspective de la partie passive du bras(pièce 1) (b) Vue en perspective de la partie passive du bras(pièce 2) (c) Vue en perspective de la partie passive du bras(pièce 3) (d) Vue en perspective de L'assemblage du bras (vue de dessous) (e) Vue en perspective de L'assemblage du bras (vue de dessus)	57
II.21	géométrie de le bras	57
II.22	Schéma électronique de système de pulvérisation	58
II.23	Pompe à eau 12v	59
II.24	(a) Moteur pas à pas 17HS4401 Nema17 et (b) carte de puissance TB6560 Driver 3A	59
II.25	Raccord de type T	60
II.26	NVIDIA jetson TX2	61
II.27	Architecture générale de La plateforme mobile agricole AgriEco robot	62
III.1	un capteur catadioptrique	65
III.2	Miroir conique.	66
III.3	Miroir sphérique.	66
III.4	Miroir hyperbolique.	67
III.5	Système de stéréovision omnidirectionnel SPHEREO	68
III.6	Système de stéréovision omnidirectionnel configuré horizontalement	68
III.7	Système de stéréovision omnidirectionnel configuré verticalement	69
III.8	Conception 3D de capteur stéréo omnidirectionnel.	70
III.9	Dimensions du capteur stéréo omnidirectionnel.	71
III.10	Vue 3D du circuit électronique.	72
III.11	Circuit électronique du capteur stéréovision omnidirectionnel.	72

III.12	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.	73
III.13	Le capteur catadioptrique de stéréovision omnidirectionnel.	74
III.14	Organigramme d'alignement de système stéréovision omnidirectionnel	75
III.15	Procédure d'alignement automatique basée sur le traitement d'images (a) Caméra non alignée (b) Caméra correctement alignée.	75
III.16	Modélisation conique axiale pour un système stéréo à miroirs sphériques.	76
III.17	Système stéréovision omnidirectionnel embarqué sur le AgriEco Robot	77
III.18	Système stéréovision omnidirectionnel embarqué sur le AgriEco Robot	78
IV.1	1- La navigation droite du robot. 2- La déviation à droite du robot. 3- Déviation à gauche du robot.	81
IV.2	Schéma de la navigation autonome.	82
IV.3	Schéma de contrôle AgriEco Robot ".	83
IV.4	La trajectoire du "AgriEco Robot" entre les rangs.	84
IV.5	La navigation du robot agricole AgriEco Robot dans une serre d'expérimentation de fraisières.	85
IV.6	L'erreur latérale estimée du robot.	85
IV.7	L'erreur de cap estimée du robot.	86
IV.8	Le modèle de perspective.	88
IV.9	Le phénomène de point de fuite.	89
IV.10	Le modèle de transformation Top-view.	90
IV.11	Le modèle de transformation Top-view. (a) l'image acquise par la caméra, (b) l'image Top-view obtenue en utilisant TTM et (c) la région d'intérêt extraite de b.	92
IV.12	Configuration de robot pour l'acquisition	93
IV.13	Diagramme de la méthode d'analyse d'image.	94
IV.14	Analyse d'image pour la détection des rangs de culture. (a) segmentation des plantes, (b) centroïde des plantes calculé et (c) détection des rangs de culture.	95
IV.15	Les principaux paramètres de la direction f la déviation latérale et l'orientation θ	96
IV.16	la stratégie de contrôle.	97
IV.17	Le modèle AgriEco Robot dans l'environnement ROS/Gazebo.	98
IV.18	Déviation de l'avant central du robot en degrés.	99
IV.19	Déviation de l'avant central du robot en mètres.	99
IV.20	Configuration expérimentale pour le robot agricole réel AgriEco Robot	100
IV.21	Le modèle de transformation Top-view. (a) l'image acquise par la caméra, (b) l'image Top-view obtenue en utilisant TTM et (c) la région d'intérêt extraite de b.	101
IV.22	Analyse d'image pour le pilotage du robot. (a) segmentation des plantes, (b) centroïde des plantes calculé et (c) détection des rangs de culture avec estimation de la position du robot.	102
V.1	Système de calibration LiDAR 2D/ caméra : (a) Damier, (b) Triangulaire	105
V.2	La cible d'étalonnage formée de deux planches triangulaires avec un damier sur chaque triangle.	106
V.3	Le robot mobile agricole AgriEco Robot	107
V.4	configuration de l'étalonnage	108

Table des Figures

V.5	Images infrarouges du modèle de calibration.	111
V.6	Le résultat de la re-projection dans le système de coordonnées de l'image par distance en utilisant les paramètres de calibration des données LiDAR : (1) 0.5m, (2) 0.8m, (3) 1m, (4) 1.2m.	113

Liste des tableaux

II.1	Spécifications du Hub motor.	49
II.2	Spécifications de la batterie lithium 36V 30ah.	51
II.3	Spécifications de Hokuyo 2D LiDAR URG-04LX.	53
II.4	Caractéristiques pertinentes de caméra stéréo ZED.	54
II.5	Caractéristiques de caméra CCD.	56
II.6	Les dimensions du bras.	58
II.7	Caractéristiques du Jetson TX2.	62
III.1	caractéristiques techniques du caméra CCD utilisée.	71
III.2	Estimation de la profondeur.	78
V.1	Les spécifications de la caméra.	108
V.2	Les erreurs moyennes de l'axe u et v des points de contrôle La différence moyenne entre les coordonnées des pixels des points laser reprojétés.	113

Table des matières

Dédicaces	i
Remerciement	ii
Résumé	iv
Abstract	v
Table des figures	vi
Liste des tableaux	x
Introduction	1
1 Contexte et problématique	1
2 Motivation et objectif	4
3 Contributions	4
4 Organisation du mémoire	5
I État de l’art : La robotique mobile et systèmes de perception embarqués	6
1 Généralités	6
1.1 Historique	6
1.2 Robots mobiles pour applications agricoles	10
2 Plateformes robotiques mobiles	15
2.1 Plateforme holonome	16
2.2 Plateforme non-holonome	17
3 Systèmes de perception embarqués	20
3.1 Capteurs télémétriques	21
3.2 Systèmes de vision	24
4 Stratégies de navigation autonome des robots mobiles agricoles	32
4.1 Navigation basée sur les systèmes de vision	32
4.2 Navigation basée sur les systèmes télémétriques	34
4.3 Navigation basée sur la fusion des informations multisensoriels	34
5 Programmation des robots : ROS (Robot operating system)	35
5.1 Bref historique de middleware ROS	35
5.2 Architecture et principales caractéristiques de ROS	35
6 Conclusion	36

II	Conception et réalisation d'une plateforme robotique mobile -AgriEco Robot-	37
1	Introduction	37
2	Structure et composants de la plateforme mobile à quatre roues motrices	39
2.1	Châssis structural	40
2.2	Mécanisme d'entraînement de la plateforme mobile	45
3	Systèmes de perception embarqués	52
3.1	Laser scan 2D	52
3.2	Systèmes de vision	53
4	Système de pulvérisation	56
4.1	Conception du bras robotisé	56
4.2	Système électronique	58
5	Le système de contrôle et de commande de la plateforme robotique AgriEco Robot . .	60
6	Conclusion	63
III	Développement d'un Système de Stéréovision Omnidirectionnel	64
1	Introduction	64
2	Les systèmes de vision omnidirectionnelle	64
2.1	Les systèmes de vision catadioptriques	64
2.2	Les systèmes de stéréovision omnidirectionnel	67
3	Développement d'un nouveau capteur de stéréo-vision omnidirectionnel	69
3.1	Conception et réalisation d'un capteur stéréovision omnidirectionnel	70
3.2	Étalonnage du capteur	74
3.3	Applications : Estimation de profondeur pour la détection d'obstacles sous serre	75
4	Conclusion	78
IV	Développement de nouvelles stratégies de navigation autonome	79
1	Introduction	79
2	Stratégie 1 : Développement d'un système de navigation autonome basée sur un LiDAR 2D embarqué dans le robot agricole AgriEco Robot	80
2.1	La méthode de navigation autonome	80
2.2	La navigation autonome entre les rangs de cultures	81
2.3	Détection de la fin et changement des rangs de culture	83
2.4	Expérimentation et discussion des résultats	84
3	Stratégie 2 : Développement d'un système de navigation autonome basée un modèle Top-view	86
3.1	Le Modèle de Transformation Top-view (TTM)	87
3.2	Le système de navigation autonome	94
3.3	Expérimentation et discussion des résultats	97
4	Conclusion	102
V	Calibration des systèmes de perception embarqués	104
1	Introduction	104
2	Etat de l'art : méthodes de calibration extrinsèque des capteurs de perception multi- sensoriel	104
3	Contribution à la calibration d'un capteur télémétrique LiDAR 2D et une caméra mo- noculaire Embarqués dans Le robot agricole AgriEco Robot	106

Table des matières

3.1	Transformation des coordonnées 2D LiDAR/ caméra monoculaire	107
3.2	Estimation de matrice de correspondance 2D LiDAR/ Caméra	109
3.3	Résultats expérimentaux	111
4	Conclusion	114
	Conclusion générale	115
	Liste des travaux de recherche	117
	Bibliographie	119

Introduction générale

1 Contexte et problématique

L'agriculture est l'une des plus anciennes activités économiques de l'humanité, fournissant la nourriture nécessaire à sa survie. Son arrivée a représenté un changement important dans les modes de vie humains, passant d'un mode de vie nomade basé sur la chasse et la cueillette à une vie sédentaire basée sur le rendement. Cette pratique a évolué au fil du temps, passant de l'agriculture 1.0 reposant principalement sur la main-d'oeuvre et les forces animales à l'emploi de technologies pour des systèmes et dispositifs intelligents dans la 4ème révolution agricole, l'agriculture 4.0 [1]. Selon les estimations des Nations Unies, la population mondiale continuera de croître jusqu'en 2050, malgré l'accélération de la baisse de la fécondité. En 2050, il y aura entre 9,2 et 10,1 milliards de personnes sur la planète, contre 7,3 milliards à mi-2015, ce qui nécessitera une production supplémentaire de 70% pour répondre aux besoins de la population future [2]. De plus, pour nourrir une population croissante sur une surface limitée, entraînant une diminution des terres et des ressources naturelles disponibles, il sera important de mettre en place une agriculture moins coûteuse, plus efficace et respectueuse de l'environnement.

Dans ce contexte, l'introduction de l'agriculture digitale (AD) peut être considérée comme une étape révolutionnaire pour l'orientation de l'agriculture actuelle. Elle consiste en des technologies visant à maximiser le rendement des cultures en optimisant les ressources traditionnelles de croissance telles que les engrais, la terre, l'eau et les pesticides. De plus, l'AD présente l'avantage de pouvoir utiliser de nombreuses technologies déjà bien avancées dans d'autres secteurs, tels que la production, l'industrie, l'armée et la médecine, qui ont intégré au cours du siècle dernier des améliorations technologiques avancées telles que l'intelligence artificielle (IA), les bras robotisés, les robots mobiles autonomes et les drones.

Il est évident que, dans un monde en expansion, la robotique doit être considérée comme un outil de soutien dans la plupart des domaines afin que ces derniers puissent progresser. L'industrie agricole ou la bio-industrie est un des derniers domaines à bénéficier de l'intégration des robots, qui pourrait apporter de nombreux avantages aux producteurs et aux consommateurs dans un avenir proche. En effet, le secteur agricole continue d'utiliser des techniques plutôt rudimentaires qui pourraient être automatisées et évoluées en fonction des avancées technologiques, ou bien des grosses machines qui posent de sérieux problèmes de compactage du sol et sont plus complexes, ce qui entraîne des interruptions plus longues en cas de panne. En réponse à ces problèmes, le domaine de la robotique agricole développe des robots capables de fonctionner d'une manière plus efficace, pendant de longues périodes et à un coût moindre que les machines et le personnel agricoles traditionnels. Ces systèmes peuvent effectuer diverses tâches opérationnelles telles que la pulvérisation, la plantation, la fertilisation, la récolte, etc.

Selon un nouveau rapport de Tractica, les expéditions mondiales de robots agricoles vont augmenter à un rythme rapide au cours des prochaines années, passant d'environ 60 000 unités par an en 2018 à plus de 727 000 en 2025. Tractica prévoit que ces livraisons entraîneront une valeur de marché annuelle totale de 87,9 milliards de dollars dans le monde d'ici 2025 (Figure 1¹). L'Amérique du Nord et l'Europe de l'Ouest représentent actuellement les plus grands marchés pour les robots agricoles, bien que l'Asie-Pacifique et l'Amérique latine devraient connaître une croissance rapide au cours des prochaines années.

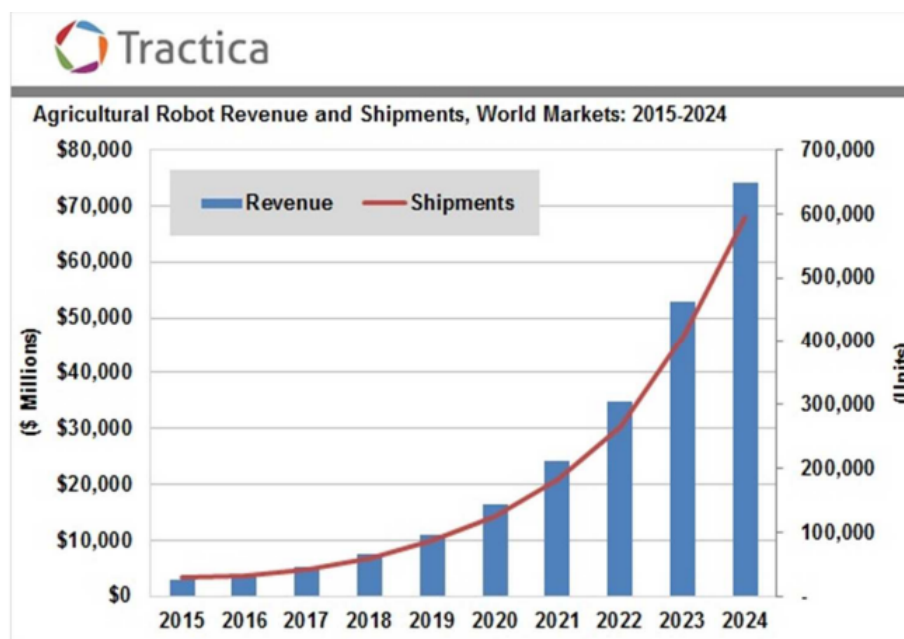


FIGURE 1 – Revenus et ventes des robots agricoles dans le monde.

Au Maroc, l'agriculture revêt une importance économique et sociale en représentant 13.6% du PIB en 2017 avec une valeur de 131,62 milliards DH (MM DH). En 2015, les terres agricoles ont occupé près de 69% du territoire et employé près de 40% de la population [3]. Une forte proportion de ces terres sont concentrées dans les périmètres irrigués comme le périmètre du Loukkos, où l'on pratique une agriculture intensive, notamment la culture du fraisier. Cette intensification s'accompagne de l'utilisation des produits phytosanitaires par les agriculteurs pour protéger leurs récoltes.

Le fraisier représente une culture très importante qui joue un rôle socio-économique important en générant environ 1 milliard de DH de revenus et en employant plus de 2,5 millions de personnes. Le développement de cette culture a été favorisé par des conditions climatiques favorables comme des sols adaptés, des températures douces et une faible humidité. Elle est considérée l'une des cultures phares du Plan Agricole Régional (PAR) du Plan Maroc Vert (PMV) pour la région Tanger-Tétouan-Al Hoceima et de la stratégie "Génération Verte 2020-2030" [4]. D'autre part, cette culture est extrêmement vulnérable aux multiples attaques de maladies et de ravageurs tout au long de son cycle de production, ce qui entraîne une augmentation des traitements phytosanitaires et des risques pour la santé

1. Source : IDATE DigiWorld, Robotics, May 2019

publique et l'environnement. L'agriculture moderne repose sur l'utilisation de produits phytosanitaires chimiques pour la protection des cultures. La forte utilisation des pesticides était considérée comme un aspect fondamental de l'augmentation de la productivité et du rendement des cultures. Malheureusement, l'utilisation non rationnelle et souvent abusive des pesticides présente une menace pour la santé des travailleurs agricoles et des consommateurs, par la présence de résidus dans les denrées alimentaires, ainsi que pour l'environnement à travers la contamination des sols et des eaux souterraines. La figure 2² illustre la quantité excessive de pesticides rejetés dans l'environnement et l'exposition des humains à ces produits chimiques dangereux lors de méthode de pulvérisation largement utilisée aujourd'hui.



FIGURE 2 – Des agriculteurs utilisant un pulvérisateur de pesticide manuel sous serre.

En raison de problèmes sanitaires et environnementaux importants, il existe donc un besoin mondial de trouver de nouvelles façons de production avec un usage plus responsable des produits pesticides. Les robots pourraient être parmi les solutions intégrées pour l'utilisation optimale des pesticides.

Afin d'utiliser des robots autonomes en agriculture pour effectuer des tâches précises, il est nécessaire d'embarquer ces robots avec des capteurs pour qu'ils puissent percevoir leur environnement. En outre, il est important d'équiper ces robots d'un système intelligent qui peut traiter les données collectées par les capteurs et transmettre des commandes aux actionneurs pour effectuer les tâches requises. Les recherches menées visent à développer une plateforme robotique mobile dédiée aux applications agricoles sous serre. Toutefois, pour automatiser les tâches agricoles, la navigation autonome est cruciale. Pour cette raison, nous nous sommes intéressés au développement de stratégies de navigation autonome en exploitant les données collectées par les capteurs embarqués. Pour améliorer les performances du robot développé, nous avons également travaillé sur le développement d'un nouveau capteur de stéréovision omnidirectionnel et sur la calibration extrinsèque des capteurs afin de fusionner les données collectées.

2. Source : [5]

2 Motivation et objectif

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse s'inscrivent dans le cadre des projets suivants :

- **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.
- **Développement de méthodes de vision par ordinateur comme outils d'aide à la décision en agriculture intelligente.** Projet financé dans le cadre du programme EL-KHAWARIZMI par le Ministère de l'Enseignement Supérieur, de la Recherche Scientifique et de l'Innovation, le Centre National de Recherche Scientifique et technique Marocain CNRST, Le Ministère de l'Industrie, de l'Investissement, du Commerce et de l'Economie Numérique et l'agence du Développement Digital Marocaine ADD.

Ces projets visent à développer et utiliser de nouvelles solutions technologiques pour améliorer les systèmes autonomes et intelligents en agriculture. Ces systèmes seront capables d'accomplir diverses tâches de manière plus efficace, économique et écologique, en économisant du temps, de l'argent, de l'énergie et de la main-d'oeuvre, tout en réduisant les risques pour la santé des travailleurs agricoles et en préservant la qualité physique des sols agricoles et de l'environnement. Les travaux de recherche se concentrent particulièrement sur le développement de systèmes de robotique agricole pour les applications sous serre. Ils sont motivés par l'importance et les avantages attendus de l'utilisation de ces nouvelles technologies pour améliorer les pratiques agricoles en prenant les bonnes décisions au bon moment et au bon endroit.

3 Contributions

La présente thèse vise principalement à développer des méthodes agricoles plus productives, qui augmentent la production et la rentabilité tout en réduisant l'utilisation de pesticides. Ces méthodes procurent des avantages en économisant du temps, de l'argent, de l'énergie et de la main-d'oeuvre, tout en minimisant les risques pour la santé humaine, en préservant la qualité des sols et en protégeant l'environnement. Les principales contributions de cette thèse sont :

- La proposition d'un design, la conception et la réalisation d'un robot mobile agricole dédié à la pulvérisation localisée de pesticides aux cultures de fraises. (**Un Brevet d'invention national, un article de conférence**).
- Le développement de deux algorithmes de navigation autonome basés sur des capteurs de perception pour le robot mobile agricole pour une automatisation de la pulvérisation de pesticide. Le premier basé sur le traitement des données acquis par un capteur 2D LiDAR. Le deuxième est basé sur la vision Top-view d'une caméra (**Deux articles de journaux**).
- Le développement d'une méthode de calibration extrinsèque des capteurs multi-sensoriel LiDAR 2D-caméra monoculaire en se basant sur l'homographie (**Article de journal**).

- Et finalement, la proposition d'un design, la conception et la réalisation d'un nouveau capteur stéréo omnidirectionnel pour la perception de la profondeur en 360° de son environnement, en utilisant deux miroirs sphériques et deux caméras CCD, en une configuration face-à-face verticale. (**Un Brevet d'invention national**).

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 cinq chapitres :

Dans le **chapitre 1** nous présentons un état de l'art de la robotique mobile et les différents types de plateformes mobiles agricoles. Nous détaillons par la suite, les systèmes de perception embarqués utilisés pour le développement de stratégies de navigation autonome pour les robots mobiles agricoles.

Dans le **chapitre 2**, nous proposons la conception, développement et la réalisation d'une plateforme robotique mobile agricole **AgriEco Robot**. Le robot agricole est composé d'une plateforme mobile à quatre roues motrices, des systèmes pour la perception, un système de pulvérisation et un système de contrôle et commande.

Nous commençons ensuite dans le **chapitre 3** par l'introduction des systèmes de vision catadioptrique omnidirectionnelle et stéréovision omnidirectionnel avec ses différentes types et configurations. Par la suite nous proposons un nouveau capteur stéréovision omnidirectionnel. Le capteur proposé possède un système d'étalonnage automatique.

Dans le **chapitre 4**, nous présentons deux nouvelles stratégies de navigation autonome. La première basée sur les données acquissent par un LiDAR 2D. La seconde basée sur un modèle de transformation Top-view d'une caméra embarqué sur le robot **AgriEco Robot**.

Dans le **chapitre 5** nous proposons une méthode de calibration extrinsèque des capteurs multi-sensoriel LiDAR 2D et une caméra monoculaire embarqués dans le robot développé **AgriEco Robot**. Enfin, nous terminons par une conclusion générale.

Chapitre I

État de l'art : La robotique mobile et systèmes de perception embarqués

1 Généralités

1.1 Historique

Bien que le terme "robot" soit maintenant associé à de nombreux développements scientifiques, il a été utilisé pour la première fois dans la littérature de science-fiction dans une pièce de théâtre de Karel Capek (Figure I.1.a), "Rossum's Universal Robots" (R.U.R), qui a été jouée en 1920 (Figure I.1.b). Le terme a été conçu à partir du mot tchèque "robota" qui signifie "travail pénible" ou "travail forcé". Dans cette pièce, les robots sont décrits comme des machines dénuées d'émotion, d'apparence humaine ou androïde, capables de parler et de se déplacer pour réaliser les tâches des êtres humains, mais qui finissent par se révolter contre leurs créateurs et causer leur extinction.

Le mot "Robotic" a été utilisé pour la première fois par l'écrivain de science-fiction Isaac Asimov (Figure I.1.c), qui a popularisé les robots grâce à un recueil de nouvelles publiées entre 1938 et 1942. Il a également défini les trois lois de la robotique régissant le comportement des robots et leur interaction avec les êtres humains. Les robots ont depuis fait partie de la fiction littéraire et cinématographique.



FIGURE I.1 – (a) Karel Capek (1890-1938) , (b) Affiche d'une production américaine de R. U. R. dans les années 1930 et (c) Issac Asimov (1920-1992)

Une rencontre fortuite entre l'homme d'affaires Joseph Engelberger et l'inventeur George Devol (Figure I.2.a) en 1956 a conduit à la transformation de la science-fiction en réalité. Engelberger a été enthousiasmé par l'invention de George Devol, un dispositif de transfert d'articles programmé, qui a inspiré le développement de Unimate (Figure I.2.b), le premier robot industriel. Depuis, l'utilisation de robots industriels dans diverses industries a augmenté rapidement. L'utilisation d'Unimate par General Motors dans sa chaîne de montage en 1961 a été l'un des événements les plus importants de l'histoire de la robotique, même si certains développements en matière d'automatisation avaient déjà eu lieu, comme en 1948, quand William Grey Walter a construit l'un des premiers robots électroniques autonomes, appelé Tortue à trois roues (Figure I.2.c). Ce dispositif était rudimentaire selon les normes actuelles, mais c'était une avancée notable de l'époque car il utilisait des circuits analogiques de base et pouvait même recharger ses propres batteries.

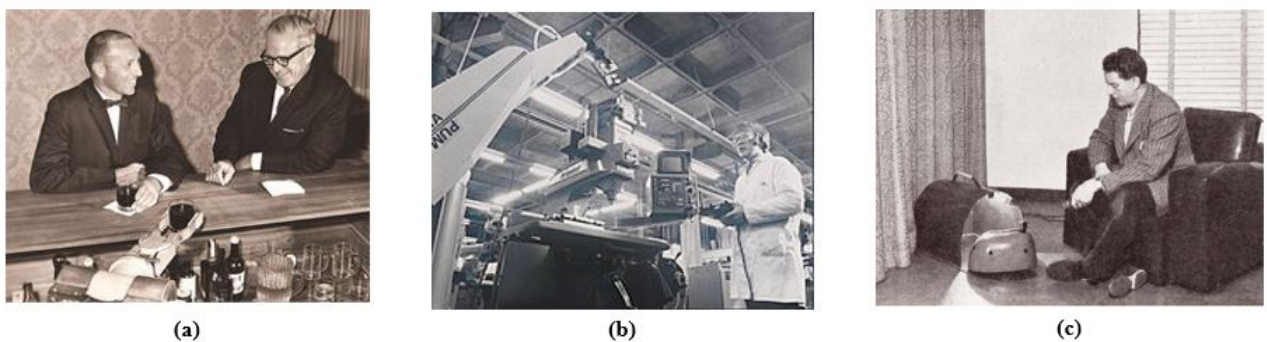


FIGURE I.2 – (a) Joseph Engelberger and George Devol , (b) le robot Unimate de GM et (c) William Grey Walter avec son robot tortue.

Bénéficiant des progrès de la mécanique, de l'informatique, de la commande et de l'électronique, les robots voient une évolution croître de façon exponentielle depuis cette époque. Ils ont été utilisés dans une variété d'applications industrielles, marines et spatiales. Dans tous les cas, la robotique a pour but de dupliquer ou d'améliorer les fonctions humaines. Au cours des dernières décennies, des recherches approfondies ont été menées sur des applications des robots agricoles et de l'automatisation d'une variété d'opérations sur le terrain et sous serre.

La robotique mobile est une discipline de recherche très variée qui s'intéresse à la conception des robots mobiles pour de nombreuses applications. La fonctionnalité essentielle que le robot doit réaliser est de percevoir, modéliser et interpréter son environnement, afin d'y adapter ses différentes actions. Le robot est un système mécanique bien équipé qui peut se déplacer dans son environnement en toute sécurité. De même que l'homme se fie à ses cinq sens, un robot autonome se compose de capteurs qui lui fournit des données pour percevoir son environnement, des roues pour se déplacer et une carte pour interpréter et commander les actionneurs assurant son mouvement. Pour exécuter une tâche de navigation autonome, le robot mobile est muni d'un système d'algorithmes intelligents qui fusionnent les données recueillies par les capteurs et envoient des signaux de commande aux actionneurs pour réaliser les tâches demandées.

Le concept des robots dans le secteur agricole n'est pas nouveau. Des prototypes de tracteurs utilisant des systèmes de guidage mécanique permettant de guider le véhicule le long/parallèlement au sillon existant remontent aux années 20s [6]. En effet, l'importance de la navigation autonome dans l'agriculture a été reconnue depuis les années 1940, lorsque Frank A. Andrew a breveté un tracteur "sans conducteur" contrôlé par un câble alors qu'il s'enroule autour d'un poteau stationnaire, comme le montre la figure I.3.

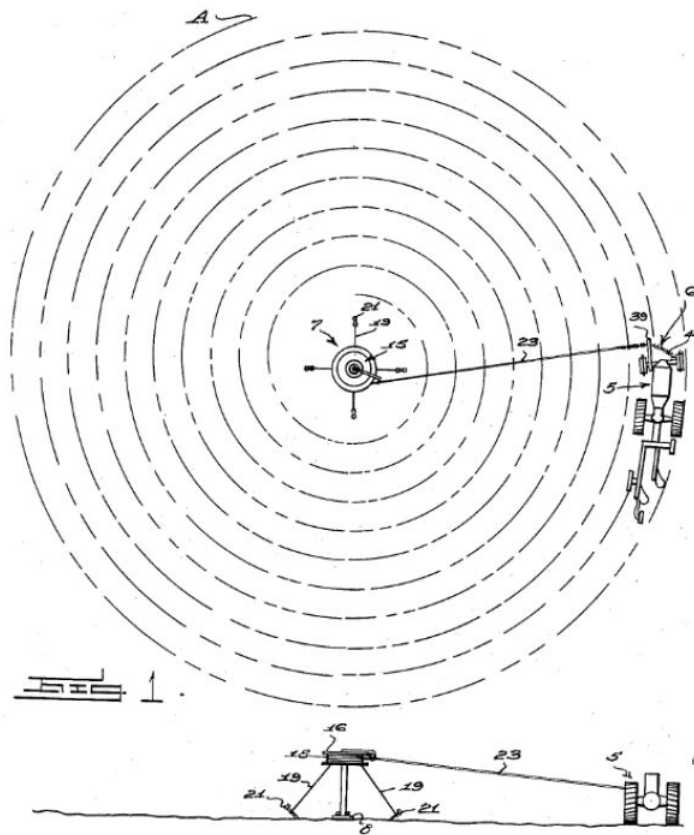


FIGURE I.3 – Tracteur autonome à câble.

Dans les années 1980, la possibilité de combiner des ordinateurs avec des capteurs d'images a ouvert la voie à des systèmes de guidage basés sur la vision artificielle. Au milieu des années 1980, des chercheurs de l'université d'état du Michigan et de l'université AM du Texas ont exploré le guidage par vision artificielle [7]. Depuis lors, au fur et à mesure que la technologie s'est améliorée, le développement de la robotique a évolué. Les progrès des technologies de l'information et des télécommunications ont mené à des changements importants dans presque toutes les disciplines, ainsi que dans l'agriculture. Les plateformes robotiques, plus proches des robots que des tracteurs, sont apparues pour la première fois dans les années 2010, dédiées à une tâche ou à un milieu agricole ou bien pour effectuer plusieurs tâches différentes dans un seul type d'environnement. Elles sont également plus légères que les machines actuelles et ont un impact moindre sur le compactage des sols. Elles sont généralement électriques et donc moins nocives pour l'environnement.

Le nombre des robots agricoles augmente chaque année en parallèle avec les tâches qu'ils peuvent accomplir, la récolte ou la cueillette, la plantation, le désherbage, la lutte contre les parasites ou l'entretien, grâce aux nouvelles technologies en matière de matériel et de logiciels. L'intégration des systèmes de capteurs dans les robots autonomes offre un potentiel important pour des nouvelles mesures. Néanmoins, comme les machines agricoles fonctionnent fréquemment sur des terrains accidentés, la création des robots qui ont capables de se déplacer et de réaliser plusieurs tâches sur des surfaces inconnues, de manière autonome ou télécommandée, reste un défi.

1.2 Robots mobiles pour applications agricoles

Au début du siècle, plusieurs chercheurs se sont penchés sur l'utilisation de robots mobiles dans les exploitations agricoles. Blackmore et al. [8] ont débattu des exigences relatives au comportement des véhicules autonomes et ont plaidé en faveur des petites machines autonomes ayant une grande précision, consomment moins d'énergie, provoquent moins de compactage du sol nécessitent moins d'investissements supplémentaires. Les petits robots sont également capables d'opérer dans des champs où les tracteurs conventionnels sont incapables de le faire. Ils peuvent également rendre possible l'exploitation de petites parcelles de terre et de champs de forme irrégulière.

La plateforme de recherche Autonomous Plant Inspection (API) était l'un des premiers robots manufacturés cités dans la littérature. Elle a été initialement développée par Madsen et Jakobsen en 2001 [9]. L'API (Figure I.4.a) est une plateforme robotique entièrement électrique, de quatre roues motrices (4WD) et quatre roues directrices (4WS), conçue pour la cartographie des mauvaises herbes. Astrand et al. [10] ont conçu un petit robot mobile limité à la tâche de désherbage dans les champs de betteraves sucrières. Le robot mobile développé incorporait des systèmes d'identification des mauvaises herbes et de suivi des rangées. Deux roues motrices (2WD), deux roues directrices (2WS) (Ackermann) ont été utilisées. Les systèmes utilisaient un outil de désherbage mécanique qui consistait en un rouet tournant perpendiculairement au rang de culture. L'outil ne traite que la zone entre les cultures dans la rangée de cultures.



FIGURE I.4 – (a) Autonomous Plant Inspection (API) (b) Un robot autonome pour le désherbage.

Bakker et al. [11] ont conçu une plateforme (Figure I.4.b) de 1,5 m de large et de 2,5 m de long à quatre roues motrices et quatre roues directrices 4WD, 4WS, en utilisant une méthode de conception systématique qui consiste en : définition du problème, définition alternative et mise en forme. L'objectif de leur véhicule était de cibler le désherbage mécanique des champs de betteraves sucrières biologiques. Plusieurs universités ont développé leurs propres robots. Dans l'Université de Sydney, en Australie on trouve Ladybird (Figure I.5.a) inspiré par l'insecte Coccinelle, un robot

agricole autonome de surveillance des cultures capable de travailler en plein champ. Il est alimenté par l'énergie solaire et utilise une variété de capteurs et un bras manipulateur pour entreprendre une série de tâches, notamment l'atténuation des mauvaises herbes et le phénotypage des plantes [12]. Le robot RIPPA (Robot pour la Perception Intelligente et l'Application de Précision) (Figure I.5.b) est un autre robot autonome qui a été utilisé, entre autres, pour la destruction des mauvaises herbes [13]. Il existe également la plateforme robotique Armadillo [14] construite par des ingénieurs de l'Université Hohenheim du Danemark du Sud et de l'Université d'Aarhus (Figure I.5.c).

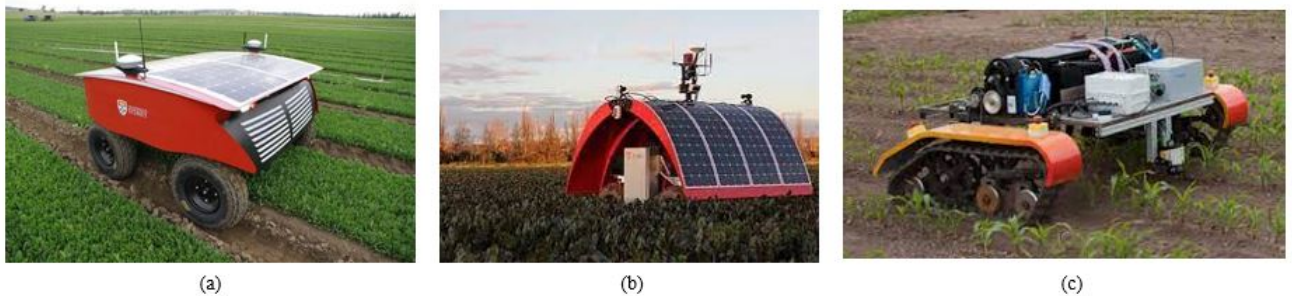


FIGURE I.5 – (a) Ladybrid, (b) Rippa, (c) Armadillo.

Il existe aussi des entreprises qui travaillent sur des robots agricoles commerciaux. Les robots, comme Oz, Dino et Ted¹, développés par le start up toulousain Naïo Technologies, sont considérés comme les premiers robots capables de remplacer l'agriculteur puisqu'ils peuvent réaliser non plus une seule tâche mais plusieurs tâches à la fois. Des autres exemples, il y a Robotti² de la société Danemark Agrobot, Céol³ développé par la société française Agreenculture.

1. Source : naio-technologies.com
2. Source : agrobotelli.com/robotti/
3. Source : agreenculture.net/ceol

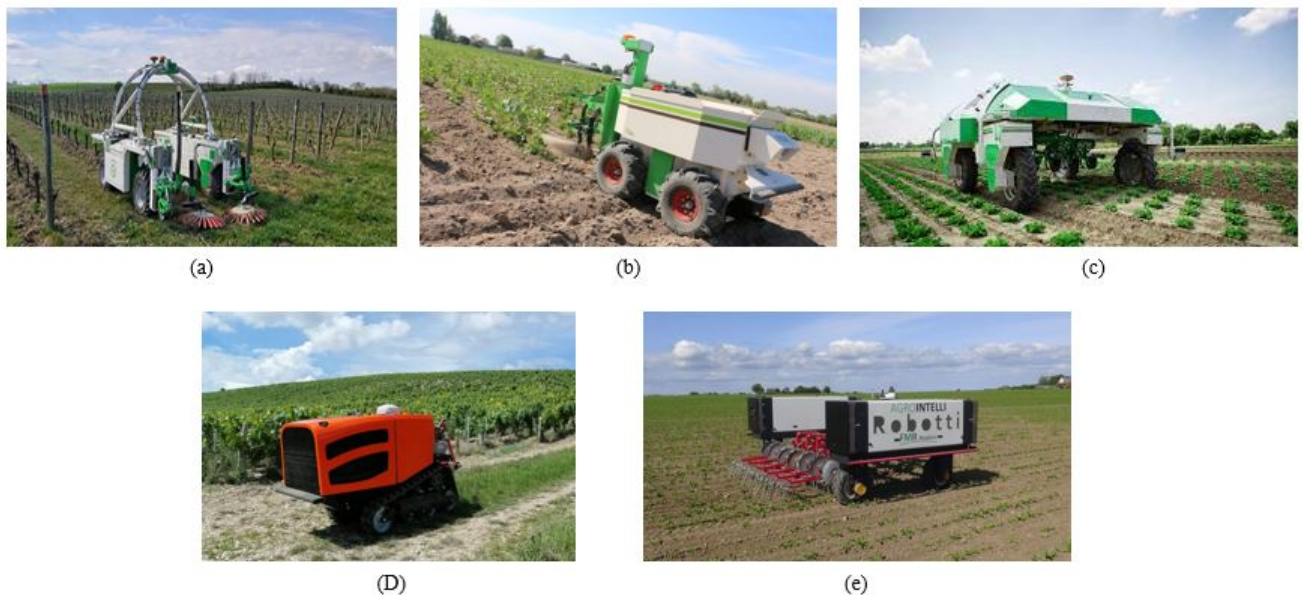


FIGURE I.6 – Robots agricoles de la société Naïo Technologies. (a) Robot oz. (b) Robot Dino. (c) Robot Ted. (d) Robotti et (d) céol.

Bien que les robots agricoles soient en développement depuis un certain temps, le chemin pour devenir commercialement viables a été lent. Lors du salon AgriTechnica 2013 à Hanovre, Kongskilde Industries ont présenté la version commercialisée de la plateforme agricole Vibro Crop Robotti (Figure I.7.a) une version modifiée de Armadillo. Le robot BoniRob (Figure I.7.b) a été mis au point par des étudiants de l'université d'Osnabrück en collaboration avec les sociétés Bosch et Amazone [15]. La première version BoniRob est développée en 2008, plusieurs autres modules d'applications ont été développés pour le robot au fil des ans. Il a récemment été licencié par Bosch (l'un des partenaires industriels du projet) et est en cours de développement pour être commercialisé comme plateforme de recherche auprès des universités et d'autres organisations. Le Rowbot⁴ (Figure I.7.c) est un autre robot qui fait actuellement l'objet d'essais sur le terrain et qui est proche de la commercialisation. Il s'agit d'un robot polyvalent qui se déplace entre les rangées de maïs pour appliquer des engrais azotés et semer des cultures de couverture.

4. Source : rowbot.com

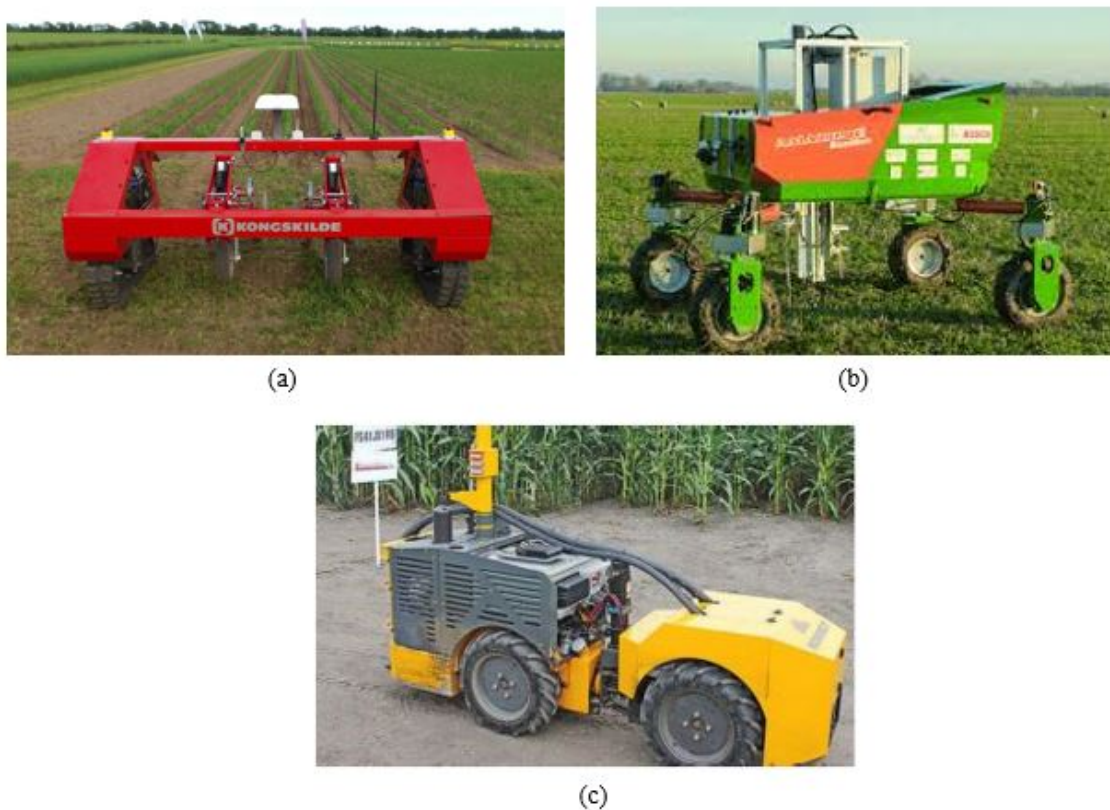


FIGURE I.7 – (a) Vibro Crop Robotti. (b) Robot BoniRob. (c) Robot Rowbot.

L'agriculture sous serre est souvent un domaine propice à l'application des technologies de l'automatisation robotique. Les serres sont des bâtiments recouverts de différents matériaux pour la culture de plantes. Le plastique ou le verre sont les matériaux souvent utilisés en raison de l'absorption du soleil par les plantes. L'AURORA est un des premiers robots de serre conçu par Mandow [16]. Un robot mobile robuste et économique avec une caméra de vision pour les applications sous serre. Les plateformes basées sur des rails de guidage est une solution courante pour les robots mobiles de serre. Elle permet de réaliser la navigation dans les serres en posant des rails sur le sol. Sammons et al. [17] ont développé un des premiers robots de ce type. Un robot utilise le système de rails tubulaires pour se déplacer dans la serre destinée pour la pulvérisation de pesticides. Un autre système robotique qui surveille la santé croissante, prélève des échantillons, pulvérise localement, détecte les résidus chimiques nocifs est introduit par Acaccia et al. [18]. SWEEPER (Figure I.8.a) [19], un robot pour la récolte des fruits du poivron sous serre. Le système robotique se déplace d'une manière autonome sur des rails tubulaires et un sol en béton dans la fin des rangées. Il existe également des systèmes commerciaux, comme le robot pulvérisateur entièrement automatique S55 de Wanjet (Figure I.8.b). Ce système se compose d'un robot qui peut se déplacer sur les rails présents dans les chemins entre les rangées, et d'un porteur qui déplace le robot entre les ensembles de rails.



(a)



(b)

FIGURE I.8 – (a) SWEEPER. (b) S55 de Wanjet.

Compte tenu du coût élevé de la pose des rails et de l'occupation du sol dans les serres, des plateformes robotiques mobiles ont été développés pour effectuer des tâches agricoles dans les serres. Lehnert et al. ont proposé [20] un robot dédié à la récolte de poivron dans les environnements de culture protégés. Il possède une plateforme d'entraînement différentiel équipée d'un bras revolute 6DoF (Universal Robotics UR5) monté sur une articulation prismatique (Thomson LM80). Un système robotique équipé d'un capteur de vision a été développé pour la surveillance en ligne de la santé et de la croissance des plantes dans les serres.

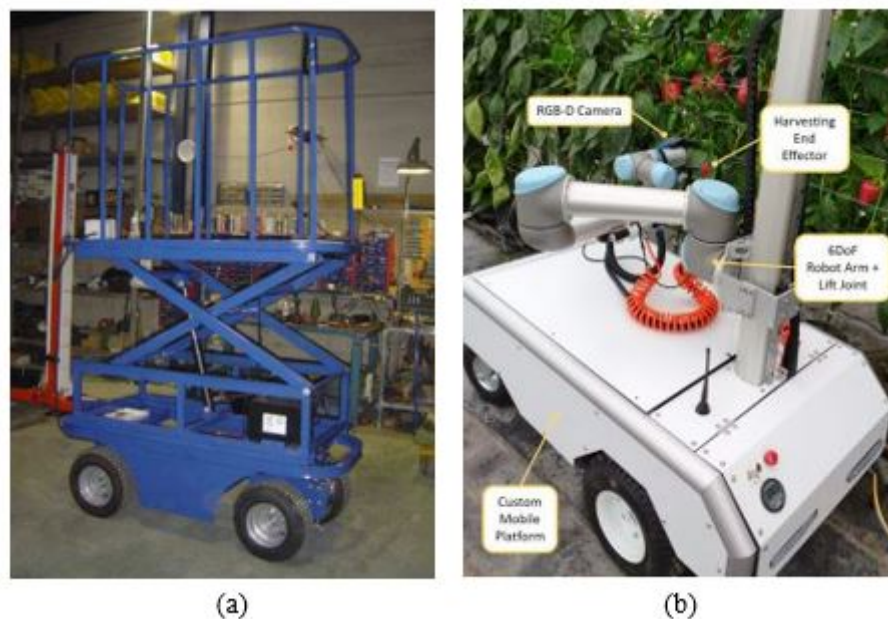


FIGURE I.9 – (a) Robot mobile pour les tâches agricoles sous serres, (b) Universal Robotics UR5.

Un autre projet développé à l'université d'Almeria (Espagne) [21] axé sur la pulvérisation de pesticides par une plateforme mobile à roues. Le robot mobile se déplace dans les lignes de culture d'une serre et effectue ces tâches.

2 Plateformes robotiques mobiles

Les robots mobiles ont connu une longue évolution en matière de recherche et développement. La principale motivation derrière cette recherche était la nécessité d'une autonomie complète permettant une interaction rationnelle avec l'environnement sans intervention humaine. Les robots mobiles peuvent être classés en trois types principaux en fonction de leur environnement de travail : aérien, terrestre et aquatique. La plupart de ces robots mobiles sont autonomes et effectuent diverses tâches qui étendent les capacités fonctionnelles de l'homme tout en augmentant la productivité. Le choix d'un type spécifique de robot dépend des exigences précises des tâches à accomplir. Dans le cas de la recherche présentée ici, nous nous concentrons sur les plateformes robotiques à base mobile terrestre, et plus particulièrement sur les robots à roues.

Le système de locomotion terrestre vise à déplacer le robot mobile à roues en générant des forces par le mécanisme d'entraînement qui génère un couple qui met ces roues en rotation. Le frottement ou l'adhérence des roues au sol permet de convertir le couple de l'actionneur en force motrice du véhicule. La roue est de loin le mécanisme de locomotion le plus populaire en robotique mobile et dans les véhicules fabriqués par l'homme en général. Chaque roue influence et contribue au mouvement du robot en général, selon leur disposition et leur géométrie. Sur la base de la mobilité du robot en raison des roues et de leur disposition, les robots mobiles sont largement classés dans des sous-classes de robots holonomes et non-holonomes [22].

2.1 Plateforme holonome

Une plateforme robotique mobile est dite holonome lorsque que le nombre de degrés de libertés contrôlables est égal au nombre total de degrés de liberté. Pour les robots se déplacent sur un plan, possède 3 degrés de liberté (x, y, θ) : une rotation θ autour d'un axe z , une translation selon un axe x et une selon un axe y . A partir de n'importe quelle position la plateforme mobile a la capacité de se déplacer indépendamment dans les directions longitudinale et latérale et tourner autour d'un axe vertical. Un robot holonome est également appelé robot omnidirectionnel. De plus, dans ce type de robots, toutes les roues sont entraînées et contrôlées indépendamment, la résolution des problèmes cinématiques et, par conséquent, le contrôle du mouvement de la plateforme mobile, sont également un peu plus compliqués. Les robots mobiles holonomes peuvent être classés en fonction des types des roues utilisées pour la construction : roues standard directrices ou roues omnidirectionnelles.

Plateforme à roues standard directrice

Le premier type de robot mobile holonome construit par des motrices et directrice, dont la direction peut être changée par rapport au châssis par un système de commande, c'est-à-dire toutes les roues directrices, ils peuvent se déplacer dans n'importe quelle direction. En revanche, la roue non directrice n'est pas capable de tourner (roues fixes) ou bien elle a cette capacité, mais sa rotation n'est pas le résultat d'une commande mais est forcée par des forces extérieures dans le cas des roues pivotantes. Ce type de plateforme mobile est référencé par 4WIS4WID (Four-Wheel-Independent steering and Four-Wheel-Independent Driving) possède un nombre élevé de moteurs pour la conduite et la direction des roues. Ils sont caractérisés par une meilleure mobilité avec une structure mécanique complexe qui leur permet de se déplacer dans toutes les directions. Ils sont généralement les plus complexes, et donc coûteux. Cependant, ce sont des solutions avec de très bonnes propriétés cinématiques et dynamiques.

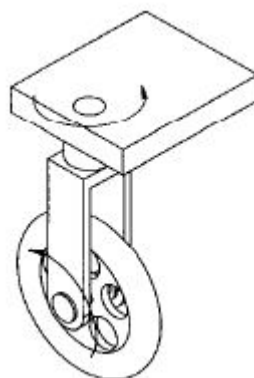


FIGURE I.10 – Roue motrice et directrice.

Un nombre important des robots agricoles possède cette configuration. Parmi ceux-ci, on peut citer API [9], Dino⁵, et BoniRob [15].

5. Source : naio-technologies.com

Plateforme à roues omnidirectionnelles

La deuxième catégorie des plateformes holonomes qui utilise des roues dites "suédoises" ou "Mecanum", inventées par l'ingénieur suédois Bengt Ilon⁶ en 1973 (Figure I.11.b⁶). Les roues sont actives et non dirigeables et sont également appelées roues universelles (Figure I.11.a). Des roues ont des propriétés spéciales qui produisent un mouvement omnidirectionnel. Les déplacements dans toutes les directions et en rotation sont obtenus en contrôlant individuellement les vitesses et les directions des roues. Différentes combinaisons de vitesses permettent d'obtenir les déplacements désirés. Ce type de plateforme se caractérise par une très bonne maniabilité. Ils n'ont pas une bonne stabilité de mouvement car leur mouvement dépend de manière critique de la vitesse de chaque roue. Si l'une d'elle perd le contact avec le sol, le robot se déplace dans une direction non intentionnelle. Ces plateformes ont une capacité de franchissement relativement limitée et nécessitent un terrain très plat, elles constituent un très bon choix pour les applications intérieures mais ne peuvent pas être utilisées à l'extérieur en raison de la perte des caractéristiques omnidirectionnelles des roues en cas de contamination des rouleaux. L'entraînement omnidirectionnel peut être obtenu par l'utilisation de trois ou quatre roues et les rouleaux sont montés sur la roue selon un angle de 90 ou 45 par rapport à la circonférence du moyeu.

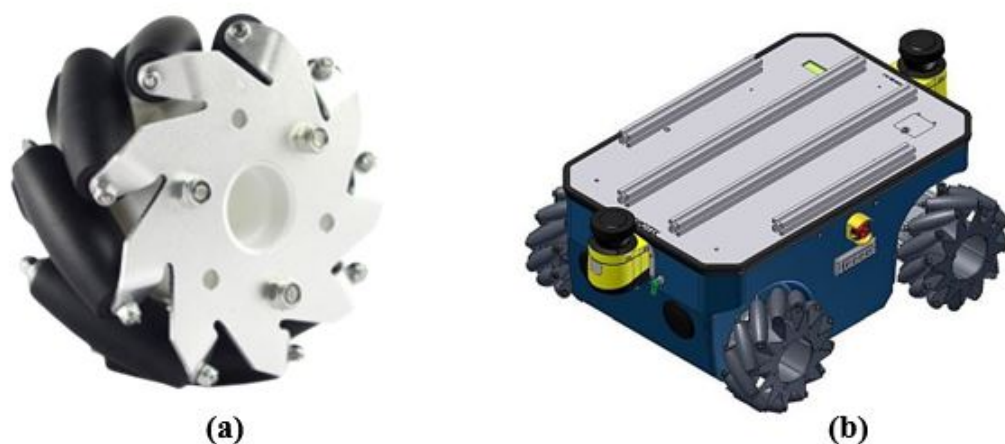


FIGURE I.11 – (a) Swedich roue (b) Robot MPO-500 avec entraînement Mecanum par Neobotix GmbH

2.2 Plateforme non-holonome

Les robots non-holonomes ont une ou plusieurs contraintes qui limitent leur mouvement. Pour ce type de systèmes, bien que l'espace de configuration sur le plan soit de trois dimension, le mouvement est produit par deux déplacements indépendants seulement, est donc le système mobile ne possède que deux degrés de liberté. L'influence de la contrainte de non-glissement est de restreindre le mouvement dans la direction latérale (axe y). Les robots non-holonomes ne peuvent pas se déplacer dans la direction latérale et il faut des manoeuvres supplémentaires pour atteindre un point. Parmi les configurations non-holonomes les plus courantes on trouve plateforme à roues différentielles, plateforme à

6. Source : neobotix-robots.com

direction d'Ackermann et plateforme à direction par dérapage.

Plateforme à entraînement différentiel

L'une des configurations les plus utilisées pour les robots mobiles d'intérieur est la configuration différentielle qui comporte deux roues motorisées indépendamment et ne sont pas dirigeables. Les deux roues sont en outre soutenues par l'ajout d'une roulette ou d'une roue sphérique pour fournir au moins trois points de contact du châssis avec le sol. Cette plateforme est très simple à commander, il suffit de contrôler les deux roues. L'orientation du robot varie en fonction de la vitesse des deux roues séparément. Si les deux roues tournent à la même vitesse, le robot avance. Si les roues tournent à des vitesses différentes, le robot suit une trajectoire courbe le long d'un arc de cercle centré sur le centre instantané de courbure (ICC). La figure ci-dessous montre la description géométrique du robot à entraînement différentiel [23].

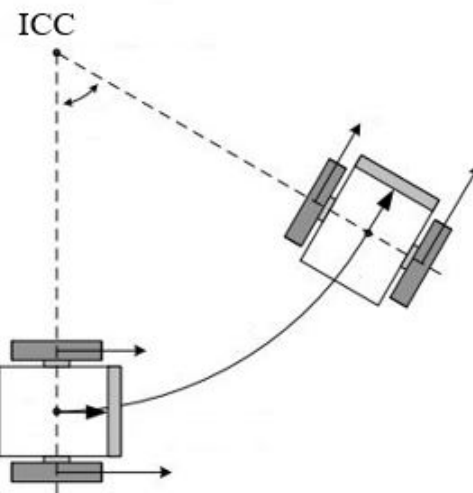


FIGURE I.12 – Géométrie d'entraînement différentielle.

Ce type de robots est caractérisé par une mauvaise stabilité de mouvement, car ils peuvent avoir tendance à des changements involontaires de la direction du mouvement souhaité en raison de l'irrégularité du sol et de l'adhérence différente l'adhérence des roues motrices à ce sol. Pour cette raison, ils n'ont généralement pas d'applications extérieures.

Plateforme à direction d'Ackermann

Le système de direction d'Ackerman ou la configuration de type automobile dans laquelle un système mécanique complexe change l'orientation des roues par rapport au véhicule pour permettre de tourner. Il se distingue du robot à entraînement différentiel standard par le mode de direction des roues dans cette configuration, la géométrie de direction Ackerman, illustrée à la figure I.13. Le mécanisme

d'Ackerman est constitué de 4 roues, il y a généralement deux roues fixes à l'arrière et deux roues directrices à l'avant ou vice versa. La direction des roues avant a un effet sur le changement du Centre Instantané de Rotation (CIR) [23]. Les robots peuvent avoir plusieurs roues mais la configuration des roues est telle qu'ils doivent avoir un seul CIR. Cette configuration est conçue pour garantir que, dans les virages, les roues de tous les axes ont un CIR commun afin d'éviter le glissement géométrique des roues. L'intersection des axes des roues avant sur cette ligne exige également que la roue avant intérieure soit tournée lors du braquage selon un angle plus grand que la roue extérieure.

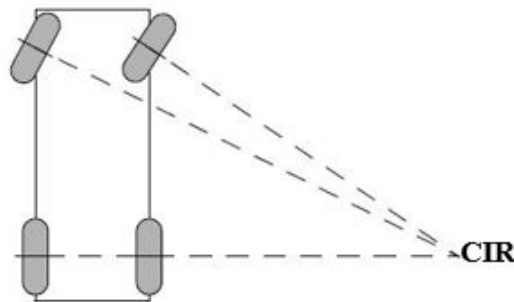


FIGURE I.13 – Géométrie de la direction Ackermann [24].

De telles solutions de robots sont principalement utilisées dans l'agriculture, dont on peut trouver des exemples dans [25, 26].

Plateforme à direction par dérapage

Les robots mobiles à direction par dérapage (RMDD) est l'un des types de plateformes les plus couramment utilisés en robotique de terrain en raison de leur robustesse mécanique et de leur simplicité [27]. Ils ont une forme particulière de l'entraînement différentiel, chaque côté a plus d'une roue. Pour un robot mobile RMDD, il n'y a pas de mécanisme de direction et la direction du mouvement est assurée par la rotation des roues du côté gauche et du côté droit à des vitesses différentes. L'absence de système de direction rend le robot mécaniquement robuste et simple pour la navigation sur le terrain ou dans un environnement extérieur. Ils possèdent également une bonne stabilité de mouvement, les robots de ce type ne changent pas involontairement et significativement la direction de leur mouvement dans le cas d'un sol irrégulier. Pour cette raison, ils sont souvent utilisés en terrain ouvert [28].

La base mobile de type direction par dérapage, la force ou le couple appliqué aux roues du côté gauche est indépendant de celui appliqué aux roues du côté droit. Il est donc possible de faire bouger la base en ligne droite si le couple appliqué est le même pour les deux côtés ou de faire tourner la base sur place si les couples appliqués ont la même magnitude mais des directions opposées. Des trajectoires circulaires peuvent également être réalisées en combinant différents couples appliqués à chacun des côtés.

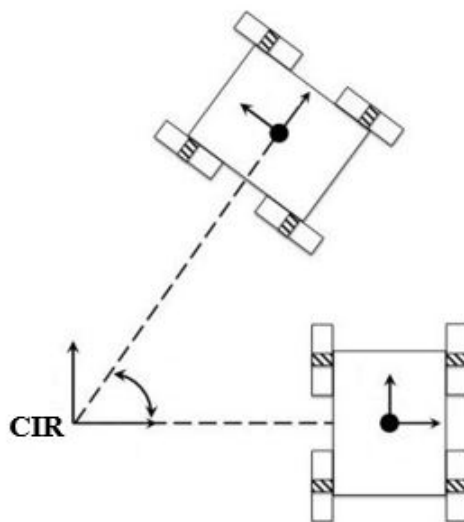


FIGURE I.14 – Robot mobile à direction par dérapage effectuant un mouvement circulaire à vitesse constante [29].

Les robots à direction par dérapage, possède plusieurs types soit toutes les roues sont entraînées indépendamment ou les roues de chaque côté du robot sont entraînées par un seul moteur. Dans le premier cas, en raison de l'utilisation d'un nombre d'entraînements supérieur aux degrés de liberté de représentation, ce type de robots est suractif. Dans le second cas, l'entraînement de chaque côté du véhicule est distribué aux roues individuelles via des engrenages ou des chaînes, ou est transmis à une roue puis, via des courroies dentées, aux autres roues.

3 Systèmes de perception embarqués

Les capteurs, équivalents aux organes sensoriels chez l'homme, sont les sources d'information qui permettent au robot mobile d'interpréter son environnement. Ils sont l'un des facteurs les plus importants pour les systèmes robotiques intelligents en prendre des décisions. Plus le robot mobile possède de connaissances, mieux il peut accomplir des tâches complexes. Une scène fait référence à un sous-ensemble des résultats de mesure capturé par un ou plusieurs capteurs. Ainsi, différentes perceptions peuvent être générées en utilisant différents capteurs correspondant à la même catégorie, pour les capteurs de vision, on peut trouver des caméras monoculaires, des caméras omnidirectionnelles. Les capteurs en robotique mobile sont généralement appartient à l'une des deux catégories : capteurs proprioceptifs et capteurs extéroceptifs, selon qu'ils mesurent l'état du robot ou l'état de son environnement.

Les capteurs proprioceptifs fournissent les informations internes au robot mobile qui le renseignent au cours de sa navigation sur son déplacement dans l'espace. Ces informations généralement représentent les vitesses, les accélérations, angles de giration, angle d'altitude. Comme exemple du capteur proprioceptif le plus répandu, on peut citer l'encodeur, qui est généralement fixé sur la roue motrice

ou directement sur l'arbre moteur associé à la roue. On peut regrouper les capteurs proprioceptifs en deux familles les capteurs de déplacement permet de mesurer des déplacements élémentaires (odomètres), des variations de vitesse ou d'accélération (accéléromètres). Et les capteurs d'attitude sont principalement de type inertiel, permettant d'estimer les paramètres intrinsèques du robot que sont les angles de cap, de roulis et de tangage (gyromètres, gyroscopes, etc.).

Les capteurs extéroceptifs sont employés en robotique mobile pour collecter des informations sur l'environnement d'évolution du robot mobile. Ils sont le complément indispensable aux capteurs proprioceptifs présentés précédemment. Ils sont notamment utilisés dans les domaines d'application tels que l'évitement d'obstacle, la localisation, la navigation et la modélisation d'environnements. Les principaux capteurs utilisés en robotique mobile sont : les capteurs télémétriques (les lasers, les radars, les ultrasons et les infrarouges) et les systèmes de vision (caméras monoculaire, caméra thermique, caméra stéréoscopique, caméra omnidirectionnelle).

Le fonctionnement des capteurs utilisés classiquement en robotique mobile est présenté dans les sections suivantes. Les capteurs télémétriques d'abord puis les systèmes de vision.

3.1 Capteurs télémétriques

La télémétrie est toute technique de mesure de distance qui capture les paramètres tridimensionnels des objets par des procédés acoustiques, optiques ou radioélectriques. Il existe différentes technologies pour réaliser un télémètre (lasers, ultrasons, Radars, etc.) qui consistent soit à mesurer le temps de vol ou le déphasage par application d'une méthode de triangulation. Ils sont des capteurs actifs, ce qui signifie que le dispositif émet l'énergie d'un certain milieu dans l'environnement pour en extraire des caractéristiques. Ils sont principalement utilisés pour détecter les obstacles dans une scène. La distance maximale mesurée par ces capteurs dépend fortement de leur champ de vision. Les mesures peuvent consister en une lecture d'un seul point 1D, d'un plan 2D ou d'un nuage de points complet 3D [30]. Dans ce qui suit, nous présentons les différents types de capteurs télémétriques les plus couramment utilisés dans les systèmes de navigation.

LiDAR

Le LiDAR est l'acronyme de Light Identification Detection and Ranging (détection et télémétrie par identification lumineuse). Les premières formes de capteur LiDAR ont été introduites vers la fin des années 1960, par AGA Model 8 [31]. Il s'agit d'une technologie largement utilisée en robotique et dans les robots mobiles autonomes à des fins de navigation.

$$d = \frac{t}{2}c \quad (\text{I.1})$$

Le fonctionnement de LiDAR repose sur l'émission pulsée d'un faisceau laser, puis l'enregistrement des faisceaux de retour et de leurs intensités lorsqu'ils touchent des objets et se réfléchissent sur le récepteur de lumière du capteur. La distance à l'objet est ensuite calculée en fonction du temps de vol (ToF, 'Time of Flight') et de la vitesse de propagation du faisceau laser dans l'espace c (vitesse de lumière). Comme le temps de vol enregistré couvre à la fois le temps d'aller et de retour de l'objet réfléchissant le faisceau laser, il doit être divisé par 2, comme présenté dans l'équation. La détermination d'un point 3D est directe une fois la distance mesurée, à condition que la direction du faisceau soit connue. La majorité des LiDAR commerciaux utilisent des lasers proches de l'infrarouge (NIR), et la longueur d'onde autour de 900 nm est un choix populaire en raison de la faible intensité du

rayonnement solaire [32]. La puissance d'émission maximale d'un LiDAR est principalement limitée par la norme de sécurité laser IEC [33], et la plupart des produits de consommation sont conçus pour une sécurité oculaire de classe 1. Puisque les exigences de sécurité oculaire sont liées non seulement à la densité de puissance absolue du faisceau mais aussi à d'autres facteurs notamment la longueur d'onde, le temps d'exposition et la durée d'impulsion dans le cas des lasers pulsés, le nombre maximal réel de photons utilisables pour la mesure d'un pixel peut varier de manière significative en fonction de la conception du système et du mécanisme de défaillance.

Les capteurs LiDAR se présentent différents et se distinguent en fonction de leur sortie de mesure 2D ou 3D et leurs caractéristiques techniques. Un LiDAR 2D collecte des mesures bidimensionnelles par l'émission d'impulsions rotatives dans une direction planaire. D'autre part, le LiDAR 3-D utilise plusieurs sources lumineuses pour créer un plan de balayage en couches dans lequel un objet peut être reconstruit grâce à l'interprétation des angles de relèvement.

Le LiDAR 2D est conçu pour émettre un seul faisceau de lumière en direction des objets environnants dans l'environnement. Le capteur tourne à une vitesse angulaire précise et contrôlée. Un miroir rotatif permet au laser de balayer l'horizon et prises les mesures de distance dans un plan représentées par des coordonnées polaires (ρ, θ) , ou cartésiennes (x, y) .

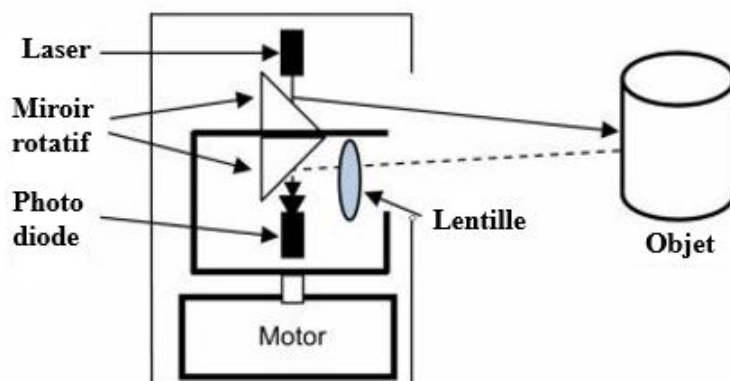


FIGURE I.15 – Principe de fonctionnement de la 2D LiDAR Hokuyo.

Le principe de fonctionnement de base du LiDAR est illustré à la figure I.15, et les principaux composants du système sont nommés dans la même figure. L'émetteur génère un faisceau laser, qui change de direction pour devenir horizontal à l'aide d'un miroir rotatif réfléchissant. Après avoir fait face à un obstacle, le faisceau réfléchi retourne au LiDAR. Le miroir (2) redirige les faisceaux vers un support de focalisation qui les envoie à son tour vers le détecteur.

Contrairement à son homologue en 2D, elle utilise des types particuliers de capteurs qui tournent à 360 degrés en émettant plusieurs faisceaux de lumière vers le plan vertical d'un objet afin de recueillir les coordonnées X , Y et Z de la cible. Les capteurs 3D LiDAR, pour leur part, disposent de deux axes de balayage, peuvent être considérés comme un 2D LiDAR possède un mécanisme supplémentaire permettant l'acquisition dans la troisième dimension. Contrairement à son homologue en 2D, Le capteur 3D utilise plusieurs faisceaux de lumière, possèdent généralement avec 16, 32, 64 ou 128

faisceaux de lasers, vers le plan vertical d'un objet afin de recueillir Les mesures de distance qui peuvent être représentées sous forme de coordonnées sphériques (ρ, θ, ϕ) ou cartésiennes (x, y, z) .

Les capteurs LiDAR se présentent sous différents types, et se distinguent par les dimensions spatiales qu'ils mesurent et la densité du nuage de points qu'ils produisent. Les capteurs 3D LiDAR, pour leur part, disposent de deux axes de balayage, peuvent être considérés comme multiple 2D LiDAR. Les mesures de distance peuvent être représentées sous forme de coordonnées sphériques (ρ, θ, ϕ) ou cartésiennes (x, y, z) .

En général, le LiDAR 2D tend à être plus largement utilisé en raison de son faible coût et de la possibilité d'obtenir une reconstruction 3-D en utilisant le matériel approprié. De plus, les systèmes LiDAR peuvent être divisés en LiDAR à retour discret et LiDAR à ondes complètes. Les systèmes LiDAR à retour discret mesurent le temps de vol des impulsions laser ; en revanche, le LiDAR à ondes complètes enregistre la forme d'onde de chaque impulsion. La distance dans le LiDAR à ondes complètes est identifiée par les différences de déphasage entre les longueurs d'onde [34]. Les capteurs LiDAR ont connu récemment une forte augmentation de la demande de l'industrie. Les fabricants Sick et Hokuyo sont les leaders dans cette technologie de détection qui a eu de nombreuses applications en robotique et dans d'autres domaines innovants. Plusieurs travaux de recherche ont fait état de l'utilisation de données nuages de points obtenus à partir de LiDAR terrestres 2-D ou 3-D pour plusieurs applications comme la navigation autonome, la reconstruction de la scène en 3D.

Radar

Les capteurs RADAR (Radio Detection and Ranging) existent depuis plus de 80 ans, et ont eu de nombreuses applications, notamment dans les domaines militaire, spatial, robotique, météorologique et plusieurs autres [35] [36]. Leur principe de fonctionnement est similaire à celui des capteurs LiDAR actifs, mais ils utilisent des ondes radio EHF (Extremely High Frequency) ayant une longueur d'onde de l'ordre du millimètre. Un émetteur émet des signaux radio et détermine la distance des obstacles en mesurant le retard ou le déphasage des signaux réfléchis. En raison des grandes longueurs d'onde émises, leur portée peut atteindre de grandes distances en fonction de la puissance et du réseau d'antennes des distances allant jusqu'à quelques centaines de mètres. Les radars présentent des avantages pour des utilisations en environnement extérieur, comme une quasi totale insensibilité aux conditions climatiques.

Son fonctionnement est stable dans toutes aux conditions d'éclairage et aux conditions environnementales. Cependant, par rapport aux caméras et aux capteurs LiDAR, les RADARS ont une résolution beaucoup plus faible, ce qui rend la classification des objets difficile.

Ultrasons

Les capteurs à ultrasons mesurent la profondeur à partir de temps de vol, par l'émission d'impulsions acoustiques de haute fréquence (de 20 KHz à 200 KHz) et sa réception après réflexion connaissant la vitesse de propagation de l'onde. La distance séparant le capteur de l'obstacle qu'il perçoit est directement mesurée sans analyses complémentaires. Les acquisitions des mesures sont rapides, peuvent donc être utilisés pour les processus qui demandent un traitement en temps réel comme l'évitement d'obstacles. Les capteurs à ultrasons sont connus pour leur faible prix, faible consommation, de leur simplicité et de leur compacité [37].

Les ultrasons présentent généralement l'inconvénient de fournir des mesures imprécises sur des surfaces inclinées, de provoquer des inférences lorsque les capteurs sont placés trop près les uns des autres,

d'avoir une faible résolution de mesure et d'être lents à échantillonner. Cependant, les applications des capteurs à ultrasons peuvent être vues dans les méthodes de fusion de capteurs où deux capteurs se complètent, augmentant ainsi la fiabilité des mesures.

3.2 Systèmes de vision

La vision est le sens le plus puissant chez l'homme. La rétine est l'organe sensible de la vision qui permet la conversion des signaux lumineux perçus en signaux électriques transmis au cerveau par le nerf optique. Elle permet une interaction profonde et intelligente avec l'environnement dynamique et donne accès à un large éventail d'informations environnementales. Les systèmes de vision artificielle, par analogie, reposent sur le même concept, en ce sens que les machines peuvent avoir une vision de leur environnement semblable à celle de l'homme. La vision artificielle concerne l'analyse des informations visuelles acquises à l'aide d'une caméra qui capture les rayonnements visibles issus de l'environnement et les convertit en une image numérique. L'analyse d'images et leur traitement sont deux domaines majeurs appelés vision par ordinateur et traitement d'images. Depuis les années 80, ils ont connu des avancées significatives et ont trouvé de nombreuses applications dans l'industrie, la médecine et la robotique.

Dans le domaine de la robotique, les systèmes de vision artificiels permettent aux robots d'avoir une quantité importante d'informations de l'environnement à partir d'une seule acquisition. Plusieurs travaux ont été développés dans ce sens pour construire des systèmes de vision adaptés aux besoins des robots. Un grand nombre de systèmes de vision de nos jours est disponible offrant un grand choix adapté aux domaines d'applications : caméra monoculaire, caméra stéréovision et caméra omnidirectionnelle.

La vision monoculaire

La vision monoculaire ou classique est un système de vision utilisant une seule caméra qui observe directement son environnement. Plusieurs modèles de caméras sont disponibles dans le commerce et varient en termes de résolution, de type d'obturateur, de vitesse d'obturation et de forme. Cette section a pour objectif de décrire le fonctionnement de la vision monoculaire et d'introduire le modèle de projection perspective le plus couramment utilisé en vision par ordinateur.

L'acquisition d'une image est un processus qui projette l'information 3D de la scène en pixels 2D dans l'image. Ce processus est modélisé par une représentation mathématique, le modèle du sténopé qui permet de déterminer cette relation entre les points 2D de l'image et les points 3D de la scène. La caméra est représentée par un plan image correspondant au capteur photosensible CCD ou CMOS et un centre optique de la projection situé à la distance focale f de ce plan. Le repère associé à la caméra est souvent choisi de telle sorte que son centre soit placé en centre de projection C , que l'axe optique coïncide avec l'axe Z et que le plan image soit parallèle au plan X - Y et placé à une distance f (distance focale) de l'origine.

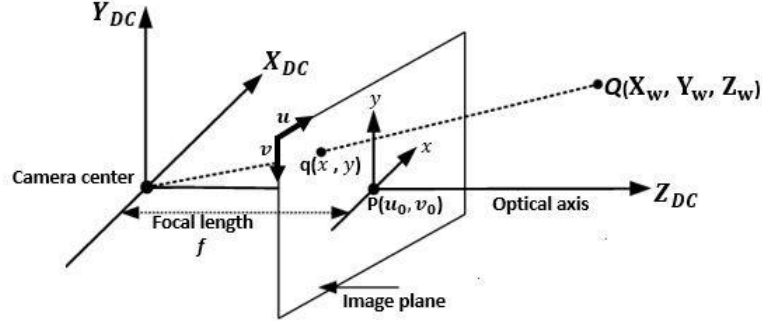


FIGURE I.16 – Le modèle géométrique de caméra perspective.

Considérons le modèle caméra de perspective illustré à la figure. Chaque point de la scène 3D $Q = [X_w, Y_w, Z_w]$, exprimées dans un repère arbitraire, repère monde, est projeté en un point du plan image $q = [x, y]$ de sorte que la ligne reliant les deux points passent également par le centre de la caméra. Le modèle géométrique d'une caméra liant la scène observée avec les coordonnées d'image représentées en pixels est caractérisé par trois transformations ces transformations sont représentées par le modèle de sténopé qui simplifie plusieurs considérations géométriques présentes dans la caméra.

La première transformation correspond à un changement de repère entre des coordonnées (X_w, Y_w, Z_w) de scène observée dans un repère espace et coordonnées (X, Y, Z) dans un repère lié à la caméra est un déplacement, défini par une rotation R et une translation T , définissent le positionnement de la caméra dans le repère monde. Elles constituent les paramètres extrinsèques de la caméra.

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = R \times \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{pmatrix} + T \quad (\text{I.2})$$

Le vecteur de translation $T(3 \times 1)$ regroupe les translations le long des trois axes et la matrice rotation $R(3 \times 3)$ est composée des rotations autour des trois axes. En utilisant les coordonnées homogènes cette transformation peut être exprimée par :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{I.3})$$

La deuxième transformation concerne la projection d'un point du coordonnées caméra (X, Y, Z) vers coordonnées image (x, y) . Le repère caméra est un repère intermédiaire dont l'origine est le centre de projection. L'axe z est perpendiculaire au plan de projection. Le plan (x, y) est parallèle au plan image. Le passage du repère caméra au repère image est lié aux équations de projection centrale.

$$\begin{cases} x = f \frac{X}{Z} \\ y = f \frac{Y}{Z} \end{cases} \quad (\text{I.4})$$

En utilisant les coordonnées homogènes le système d'équations est réécrit sous forme matricielle comme suit :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{I.5})$$

La dernière transformation est un changement de coordonnées dans le repère image. Les points image sont mesurés en pixels dans les coordonnées (u, v) associé à l'image. Le résultat de la projection précédente étant en millimètres, une transformation en coordonnées pixels est nécessaire. En fait sur le plan image, les coordonnées sont exprimées en unité pixel. La transformation, dans le plan image, des coordonnées métriques (x, y) en coordonnées pixel (u, v) exploite les caractéristiques de la caméra K_u et K_v , qui sont les facteurs de discrétisation en colonne et en ligne (pixel/m). La projection du centre optique, correspondant au milieu de la grille, est de coordonnées (u_0, v_0) dans le repère image. En admettant l'orthogonalité des lignes et des colonnes de l'image, nous avons les relations suivantes :

$$\begin{cases} u = K_u x + u_0 \\ v = K_v y + v_0 \end{cases} \quad (\text{I.6})$$

La transformation caméra/image en fonction de coordonnées homogènes, soit :

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \beta & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{I.7})$$

Ceci nous permet donc de définir une matrice de projection (3×4) d'un point de l'espace 3D exprimé dans le repère du monde, en un point de l'image, exprimé dans le repère 2D :

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ s \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \beta & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{I.8})$$

Différentes méthodes ont été développées et utilisées pour estimer les paramètres intrinsèques et extrinsèques : Les auteurs de [38] présentent un cadre d'étalonnage robuste qui permet une estimation précise des paramètres intrinsèques et extrinsèques du capteur RVB basée sur des processus gaussiens hétéroscédastiques. Un autre travail présenté par Goshin et al. présente une méthode pour l'estimation des paramètres intrinsèques de la caméra à partir d'un ensemble de points correspondants en résolvant le problème de l'optimisation non linéaire, où les paramètres de la caméra en mouvement sont

représentés sous la forme de paramètres Euler-Rodrigues [39]. Dans [40], Kummerie et al. présentent une méthode pour estimer simultanément les paramètres intrinsèques et extrinsèques des caméras et des LiDAR dans un problème unifié. Une méthode de calibration d'une image capturée a été proposée dans [41], en utilisant une cible de codage 2.5-D qui nécessite une seule image capturée pour identifier simultanément les paramètres intrinsèques et extrinsèques d'un système de caméra. Différentes études comparatives ont été réalisées [42, 43].

La vision stéréoscopique

Les technologies de vision passives, contrairement aux technologies actives, n'utilisent pas de mesures directes de la profondeur. Pour construire la représentation 3D de l'environnement, elles utilisent une ou plusieurs vues obtenues à l'aide d'une ou plusieurs caméras. La vision binoculaire ou la vision stéréoscopique sont les méthodes les plus couramment utilisées pour la perception 3D par les systèmes de vision. Ces méthodes s'appuient sur le modèle de la vision humaine, où la profondeur est perçue grâce à l'utilisation de deux yeux séparés d'environ 6,5 centimètres. Chacun de ces yeux capte une image de la même région depuis des points de vue différents, comme le montre la figure I.17, permettant au cerveau de percevoir la profondeur. En utilisant des caméras à la place des yeux et une unité de traitement pour remplacer le cerveau, les systèmes de vision artificielle peuvent reproduire ce processus de perception de la profondeur.

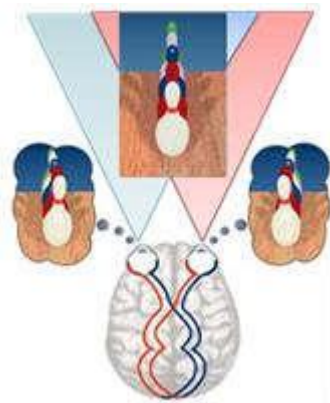


FIGURE I.17 – La vision binoculaire chez l'homme

La stéréovision perspective est basée sur la perception de même environnement par deux caméras liées entre elles de façon rigide (gauche et droite) de points de vue légèrement différents. Le processus de traitement stéréoscopique commence par la calibration des capteurs, suivi par une rectification géométrique qui permet une simplification de l'étape de la mise en correspondance des pixels entre les deux prises de vues. Après avoir l'appariement des pixels, la reconstruction 3D de la scène est procédée. La rectification se base sur une modification de la géométrie épipolaire. Le but recherché étant de rendre parallèles les lignes épipolaires de façon à simplifier la recherche des correspondances entre deux images. En effet, après rectification, chaque point d'une image trouve son correspondant sur la ligne épipolaire horizontale ayant la même ordonnée dans l'autre image.

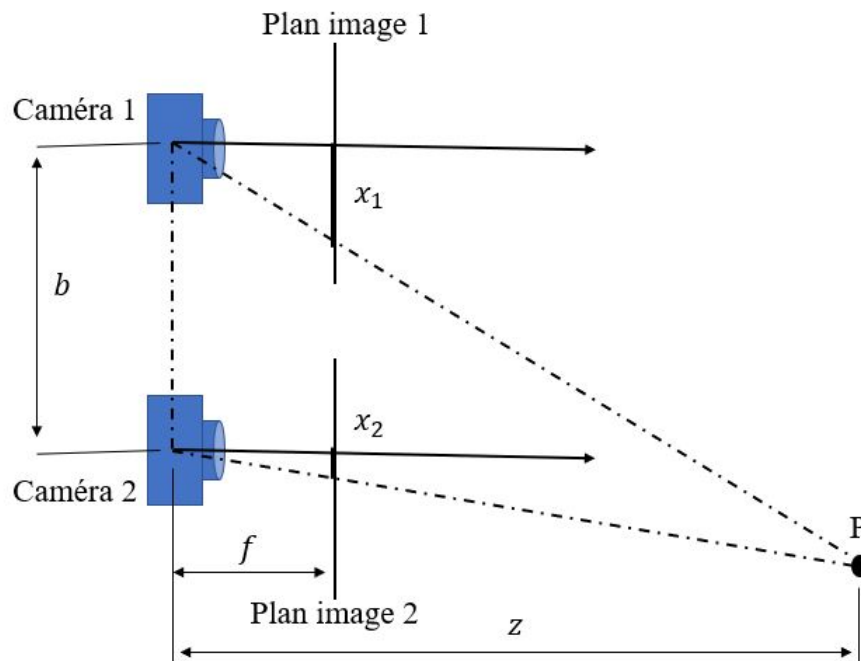


FIGURE I.18 – Systèmes de vision stéréoscopique

La mise en correspondance est la partie la plus difficile dans le processus de la stéréovision. Elle consiste à l'appariement de deux pixels situés dans deux images. En d'autres termes, elle vise à trouver, pour un point donné dans une image, son point correspondant dans l'autre image. Ces deux points sont les projections respectives du même point 3D dans les images droite et gauche. La reconstruction est la dernière étape du processus. Elle permet, à partir des coordonnées des points appariés, de reproduire l'image en trois dimensions ainsi que la carte de profondeur (appelée aussi carte de disparité).

La clé de la reconstruction 3D est d'obtenir des informations de profondeur. L'expression de la profondeur obtenue à partir d'une analyse [44] de la figure I.18 est comme suit :

$$D = \frac{fb}{d} \quad (\text{I.9})$$

$$d = x_1 - x_2 \quad (\text{I.10})$$

D'où D est la profondeur entre la caméra et le point objet P , f est la distance focale de la caméra, b est la baseline, d est la parallaxe binoculaire, et x_1 et x_2 sont les valeurs d'abscisses du point objet P correspondant à la caméra 1 et 2 sur le plan de l'image, respectivement.

Comme la technologie se développe rapidement de jour en jour, il existe de nombreux types de caméras stéréo sur le marché avec des fonctionnalités différentes. Le système de vision stéréo Surveyor (Figure I.19.a) est un système de vision stéréo à code source ouvert. Ce système est particulièrement conçu pour la recherche et l'éducation. Le système produit des images claires, quelles que soient les

conditions d'éclairage avec une résolution de 1,3 mégapixels. Le capteur est très léger et possède un Baseline de 8cm.

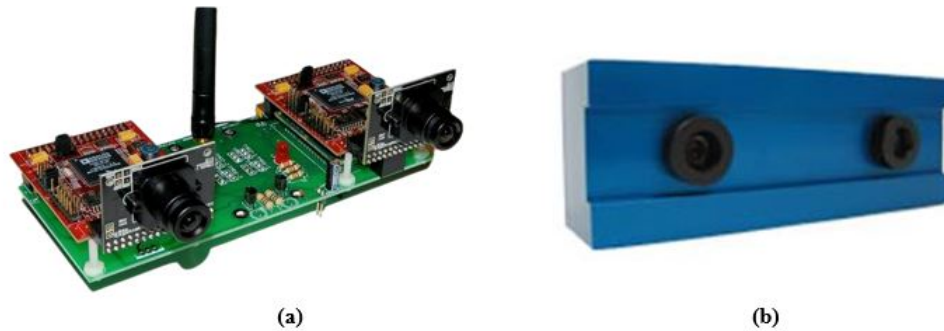


FIGURE I.19 – systèmes de vision stéréoscopique

Le système de vision PCI nDepth (Figure I.19.b) s'adresse aux particuliers et aux entreprises qui souhaitent ajouter la perception de la profondeur en temps réel. Ce système fournit un taux de 30 FPS à la résolution de 752x480 pixels avec un Baseline 12cm/24cm. On trouve aussi Le système de vision PCI nDepth offre des performances de profondeur exceptionnelles pour des applications exigeantes telles que l'interaction homme-machine avancée, la reconnaissance de gestes, le ciblage, le suivi de personnes, la navigation de robots mobiles et la visualisation de surfaces 3D.

La vision à large champ

La vision à grand champ est un procédé de vision qui fournit une image comportant un champ de vue important de l'environnement. L'image omnidirectionnelle est le résultat d'une vision avec un champ de vue couvrant les 360 degrés par rapport à l'axe vertical. La vision panoramique est une version réduite de la vision omnidirectionnelle, avec un champ de vue un peu plus limité, car elle couvre un champ de vue de 360 degrés autour d'un axe vertical, mais elle ne couvre pas la totalité de l'environnement dans l'autre sens. Pour obtenir des images omnidirectionnelles, plusieurs techniques sont utilisées qui peuvent être distinguées en fonction de l'élément ou des éléments ajoutés à une caméra monoculaire. La disponibilité d'un champ de vision très large peut considérablement améliorer les applications telles que la surveillance, la réalité virtuelle et, bien sûr, la navigation de robots autonomes. Les approches existantes pour obtenir des images omnidirectionnelles peuvent être classées en trois catégories : caméra rotative, multi-caméra et caméra catadioptrique.

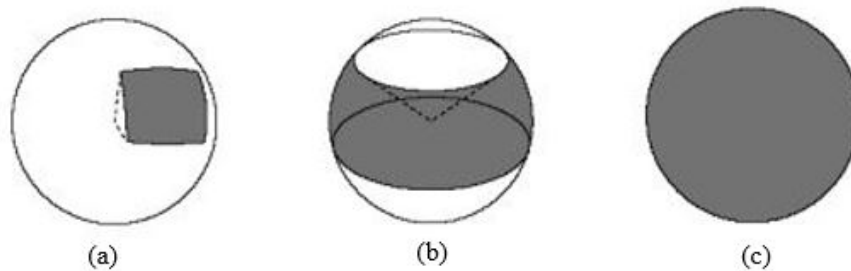


FIGURE I.20 – Champ de vue des systèmes de vision (représenté en gris). (a) Vision directionnel - (b) Vision omnidirectionnelle - (c) Vision panoramique

Caméra en rotation

Le champ visuel humain est d'environ 180 degrés horizontalement et 130 degrés verticalement. L'homme, contrairement à la mouche, doit tourner la tête et balayer la scène du regard afin d'avoir une perception omnidirectionnelle de son environnement. Une caméra pivoter autour d'un axe utilise le même principe afin d'augmenter le champ de vision [45]. Cette méthode permet de reconstruire une image de l'environnement à partir de plusieurs images acquises avec une seule caméra par la technique de mosaïque, mais il faut effectuer une rotation complète avant d'obtenir une vue de 360 degrés. Ce type de systèmes nécessite des temps de traitement très important et possède une complexité au niveau de gestion l'acquisition.

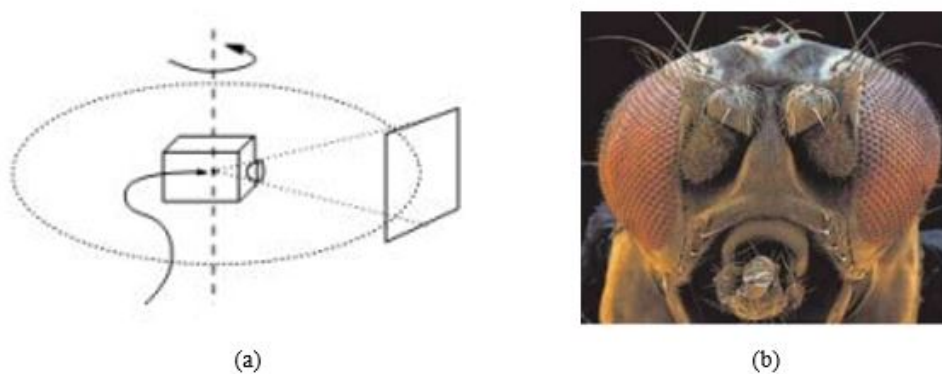


FIGURE I.21 – (a) Caméra rotative (b) mouche : un champ de vision quasi omnidirectionnel

Multiples caméras

Le deuxième système est basé sur l'utilisation d'images multiples en utilisant plusieurs caméras couvrant un champ de vision égal à 360 degrés : par exemple quatre caméras séparées par des angles de 90 degrés. L'emploi des images multiples a l'avantage de fournir une grande résolution, mais au d'un prix temps d'acquisition assez long. La figure I.22 montre un exemple de système omnidirectionnel possédant plusieurs caméras monoculaires. La caméra Ladybag [46] comporte 5 caméras disposées

d'une manière à ce que leurs centres optiques soient confondus et qu'une des caméras pointe vers le haut.



FIGURE I.22 – La caméra Ladybug

Fish-eye caméras

Ce système consiste à ajouter un ensemble optique sur la caméra CCD afin de dévier les rayons lumineux comme des lentilles spéciaux (fish-eye), offre un champ de vue plus large permettant d'atteindre des champs de vision hémisphériques ou supérieurs [47]. Ce type d'optique est généralement assez encombrant et coûteux, car constitué d'un grand nombre de lentilles, ceci notamment afin d'éviter les aberrations chromatiques, dues à la mauvaise convergence des rayons de longueurs d'ondes différentes.



FIGURE I.23 – Image obtenue par objectif fisheye à gauche, lentille fisheye à droite

Caméras catadioptriques

Le capteur catadioptrique repose sur l'association d'une caméra perspective et d'un miroir, qui en réfléchissant les rayons lumineux provenant de toutes les directions, forme une image omnidirectionnelle une fois projetée sur le capteur.



FIGURE I.24 – Différents types de miroirs composant un capteur catadioptrique

Plusieurs types de miroirs sont utilisés pour les capteurs catadioptriques tels que : les miroirs sphérique, parabolique et hyperbolique, chacun ayant des avantages et inconvénients [48, 49]. En raison des nombreux avantages de ces capteurs dans des applications telles que la surveillance et la navigation, la recherche dans ce domaine s'est accélérée.

4 Stratégies de navigation autonome des robots mobiles agricoles

Les systèmes de robots mobiles ont été introduits dans de nombreuses situations agricoles, à la fois à l'intérieur et à l'extérieur. L'un des éléments fondamentaux de l'automatisation dans l'agriculture numérique est la navigation autonome. Les environnements agricoles sont complexes, avec une variété d'éléments tels que les plantes, les mauvaises herbes, le sol, le brouillard et la lumière du soleil. Cependant, les environnements agricoles ont généralement une structure de plantation répétitive pour les mêmes espèces, avec des rangées de cultures plantées en lignes droites et un espacement presque égal entre les rangées, ce qui offre une certaine simplicité pour la navigation des robots. De nombreuses méthodes de navigation agricole ont été développées en utilisant les rangées de cultures comme points de repère pour les algorithmes de navigation. Pour être efficaces, les robots doivent être capables de naviguer en toute sécurité dans leur environnement tout en évitant les obstacles, en utilisant les informations acquises par les capteurs embarqués. L'utilisation de capteurs dans les véhicules agricoles a considérablement augmenté, les capteurs télémétriques et les systèmes de vision sont utilisés en tant que systèmes de détection primaires, tandis que d'autres capteurs comme l'odomètre, l'unité de mesure inertielle (IMU), la boussole numérique et le gyroscope sont généralement utilisés en tant que capteurs secondaires pour compléter les systèmes de détection primaires. La combinaison de différents capteurs a été utilisée pour augmenter la robustesse des algorithmes de navigation. L'évolution des capteurs de perception de plus en plus sophistiqués a permis le développement de systèmes de navigation autonomes hautement performants.

4.1 Navigation basée sur les systèmes de vision

Les systèmes de capteurs de vision sont de plus en plus répandus dans les applications agricoles. L'impact des conditions d'éclairage ambiant changeantes, reste l'un des principaux inconvénients de leur utilisation notamment dans les environnements extérieurs. Diverses méthodologies de traitement d'images numériques ont été appliquées à la détection des rangs de culture basée sur un système

de vision artificielle. Ces méthodes peuvent être principalement divisées dans les catégories suivantes en fonction des différents principes de détection : méthodes basées sur la transformation de Hough, méthodes basées sur les moindres carrés méthodes basées sur les points de fuite. Dans la plupart de ces systèmes, les méthodes de traitement d'image utilisées dépendent de la segmentation des rangées de cultures par rapport à l'arrière-plan pour extraire les rangs de culture en ajustant des lignes droites à l'image binaire résultante afin d'estimer la position de véhicule relatives aux rangées de cultures. Ils supposent que les rangées de cultures sont plantées en lignes équidistantes, droites et parallèles.

La transformation de Hough [50] est une des méthodes fondamentales d'identification des formes géométriques (cercle, ligne droite, etc.) dans les images. La détection de la ligne désirée dans une image binaire est l'application la plus élémentaire de la transformation de Hough. Son idée de base est la dualité point-ligne. Elle fait en sorte que les points sur la même ligne dans l'espace image soient convertis en lignes se croisant au même point dans l'espace paramètre par transformation de coordonnées sur l'image binaire. Dans le domaine agricole, les méthodes de détection des rangs de culture basées sur la transformation de Hough ont été largement utilisées dans les systèmes de navigation visuelle des robots [51–53]. Ericson et al. [54] ont développés une méthode de reconnaissance des rangs de cultures basée sur la transformée de Hough. Rovira-mas et al. [55] ont également étudié une méthode basée sur la transformation de Hough pour localiser les rangs de culture. Ren et al. [56] ont développé un algorithme de reconnaissance des rangs de culture basé sur le contrôle flou et ils ont utilisé une transformée de Hough basée sur des points pour détecter les rangs de culture pour la navigation. Une autre approche qui estime le cap, le décalage et l'espacement des rangs de culture sur la base de la transformée de Hough pour la détection d'une seule ligne. Contrairement à l'extraction de plusieurs lignes individuelles avec la transformée de Hough, la transformée de Hough de motif extrait conjointement un motif de lignes parallèles et équidistantes [57].

Les méthodes basées sur les moindres carrés sont des méthodes de détection permettent de trouver la meilleure correspondance fonctionnelle des données en minimisant le résumé des carrés des erreurs. Une méthode commune pour l'extraction des rangs de culture pour guider les robots agricoles. Billing-sley et Schoenfisch [58] ont utilisé une régression linéaire basée sur les informations de trois segments de rangs pour détecter les informations de guidage des rangs de culture. Sogaard et Olsen [59] ont utilisé une régression linéaire pondérée pour tester les rangées de cultures d'orge. Montalvo et al. [60–62] ont proposé des méthodes de détection des rangs de culture dans un champ de maïs basée sur la méthode des moindres carrés.

En revanche, les caméras de vision stéréo sont capables interpréter la profondeur des différents objets de l'environnement, qui combine les données de deux images distinctes de la même scène. La navigation basée sur la vision stéréo à travers les rangées de cultures agricoles nécessite une hauteur détectable des cultures au-dessus du sol. Pour la navigation basée sur la hauteur de la culture, Dans les premiers stades de croissance, les cultures peuvent être trop courtes pour fournir suffisamment d'informations. Fue et al [63]. ont utilisé la caméra stéréo ZED pour obtenir des informations 3D sur les rangs et les capsules de coton, afin de détecter les rangs de coton et le positionnement des capsules de coton sous la lumière directe du soleil.

Les capteurs de vision ont été activement utilisés pour la navigation des robots mobile. En raison de leur faible coût et de leur capacité à fournir une multitude d'informations qui peuvent être utilisées pour contrôler les chemins des robots. Les systèmes de capteurs de vision sont de plus en plus systèmes de la navigation en agriculture, n'avait pas beaucoup d'attention dans celles basée sur le LiDAR, principalement en raison de son coût élevé. La réduction des coûts ces dernières années a suscité l'intérêt pour cette technologie.

4.2 Navigation basée sur les systèmes télémétriques

La navigation à l'aide de télémètres laser (LiDAR) a engendré un large éventail de contributions à la recherche. Il est l'un des systèmes de capteurs les plus utilisés dans les plates-formes robotiques. Il a l'avantage par rapport aux systèmes visuels est leur capacité à fournir des données de distance robustes pour la détection et la localisation des objets, d'être moins sensibles aux variables environnementales et d'avoir une plus grande portée que les autres capteurs. Cela permet au robot de fonctionner de manière plus fiable dans différentes conditions météorologiques et d'éclairage ambiant [64]. En outre, les récentes réductions de coût ont accru l'intérêt pour cette technologie. Pour ces raisons, ils sont couramment utilisés pour la navigation locale entre des rangs de culture et de guider les directions pour éviter les collisions.

Des études ont été rapportées sur l'utilisation de capteurs 2D LiDAR pour la détection des lignes de culture afin d'extraire des directions de guidage pour les robots [65–67]. Hiremath et al. [68] proposent un modèle de navigation autonome du robot dans un champ de maïs par 2D LiDAR basé sur l'algorithme de filtre de particule. Il estime l'état du robot dans son environnement, comme le cap du robot et la déviation latérale. Velasquez et al. [68] Présentent un système de suivi des rangs basé sur l'utilisation de LiDAR 2D (un à l'avant et l'autre à l'arrière) pour un robot mobile de type voiture à travers un champ de maïs sans dépendre d'une trajectoire planifiée. Malavazi et al. [67] présentent dans leur papier une approche de navigation autonome basé sur l'extraction de 2D nuages de points par la méthode de PEARL. Zhang et al. [69] utilisent un 2D LiDAR rotatif pour récupérer un nuage de points 3D et obtenir ensuite avec précision la position du robot.

La fusion multi-capteurs est une autre technique utilisée pour la navigation dans les vergers. Diverses méthodes pour la détection des rangs de cultures par la fusion des données des capteurs. Le capteur laser est utilisé comme capteur de navigation et généralement combiné à d'autres capteurs à l'aide d'algorithmes de fusion de données appropriés.

4.3 Navigation basée sur la fusion des informations multisensoriels

Les systèmes de robotique mobile disposent d'un grand nombre de capteurs qui collectent des données supplémentaires ou redondantes. La fusion de multi-capteur concerne la combinaison des sorties de deux ou plusieurs capteurs qui récupèrent une propriété particulière de l'environnement, afin d'obtenir une estimation de l'environnement plus complète ou plus fiable de leur environnement. Il est difficile de combiner des données provenant de capteurs de différents types et situées à des endroits différents. Pour gérer les données générées par les capteurs un étalonnage extrinsèque est nécessaire pour déterminer la pose relative entre leurs coordonnées afin d'établir l'association de leurs données. Pour cela, nous avons opté pour le développement d'une méthode de calibration extrinsèque d'un LiDAR 2D et caméra [70]. La méthode est détaillée dans le chapitre 5.

Afin d'obtenir une estimation de l'environnement plus complète ou plus fiable de leur environnement. Cependant, la manière de gérer les données générées par tous ces capteurs reste une préoccupation. Certains des capteurs couramment utilisés sont les caméras, les LiDAR, le GPS, et le RADAR [71, 72]. La fusion de données renforce la confiance dans l'estimation de l'environnement et réduit l'ambiguïté en confirmant ou en complétant les données fournies par d'autres.

5 Programmation des robots : ROS (Robot operating system)

La plateforme middleware robotique Robot Operating System ou ROS est un cadre logiciel robotique open source, conçue pour aider à la gestion de la complexité et l'hétérogénéité des robots. L'un des plateformes middlewares les plus communément utilisés dans la communauté robotique. La plateforme prend en charge l'intégration des composants et des dispositifs de bas niveau du robot. Il fournit des services de la communication interprocessus permettant à des programmes et des processus de travailler ensemble. Le système contient des pilotes de périphériques et des paquets de divers capteurs et actionneurs en robotique. La plateforme prend en charge l'intégration de bibliothèques clientes et plusieurs langages de programmation comme C++ et Python. En outre, ROS dispose de nombreux outils utiles pour la visualisation, le débogage et la simulation de systèmes robotiques.

5.1 Bref historique de middleware ROS

ROS est un projet de middleware robotique développé à l'université de Stanford en collaboration avec le fabricant de robots Willow Garage Quigley et al [73]. Depuis 2008, Willow Garage soutient le développement de ROS, cette société développe toujours du matériel et des logiciels open source, et c'est avec Willow Garage que le nom ROS a été utilisé pour la première fois. La première version de ROS a été publiée en 2009 (ROS 0.4), et une première version d'un robot de recherche développé par ROS nommé R2 a été publiée. Un an plus tard, le premier cadre logiciel ROS à grande échelle a été publié, avec des bibliothèques et des didacticiels pour une utilisation open source. Depuis lors, le projet ROS est géré par l'Open Source Robotics Foundation (OSRF). Aujourd'hui, ROS est utilisé par certains groupes de recherche et les entreprises dans l'industrie de la robotique, apporte le long d'une croissance rapide de la communauté, qui l'a permis de fournir un ensemble des outils pour soutenir un grand nombre de problèmes robotiques. Avant la sortie de ROS, c'est exactement ce que faisaient les développeurs. Pour chaque nouveau robot, il fallait réécrire le code et les algorithmes spécifiquement pour cette configuration. L'objectif des créateurs de ROS était dès le départ de créer un cadre multilingue et basé sur des outils, rendant ROS applicable à des matériels très différents, à l'utilisation de capteurs et à d'autres exigences de projet. Il existe des bibliothèques réutilisables bibliothèques réutilisables, une plateforme commune de petites parties de code qui peuvent être utilisées ensemble et des outils d'aide à la décision.

5.2 Architecture et principales caractéristiques de ROS

Un robot équipé de plusieurs capteurs et actionneurs aura de nombreux processus et programmes qui s'exécutent en même temps, qui devront communiquer entre eux. Il est possible de permettre à un seul programme de gérer tous ces processus, mais cela peut entraîner un degré élevé de complexité (qui augmente avec chaque capteur et actionneur supplémentaire). Une approche modulaire dans laquelle plusieurs petits programmes sont chargés des données des capteurs et d'autres programmes sont chargés des actionneurs, travaillant indépendamment, est pour beaucoup la méthode préférée de programmation des robots nécessite toutefois que les programmes et les processus communiquent, et c'est exactement le service que propose le middleware ROS. Comme décrit par Martinez et Fernandez [74], ROS-projets sont structurés dans une méthode spéciale. Ainsi, qui s'appelle des piles. Une pile peut être une enveloppe d'un robot spécifique qui organisent le code source en utilisant des packages où chacun d'entre eux fournit une fonctionnalité particulière. Grâce à cette structuration, ROS permet aux développeurs de mettre en oeuvre le code robotique qui est peut-être réutilisable.

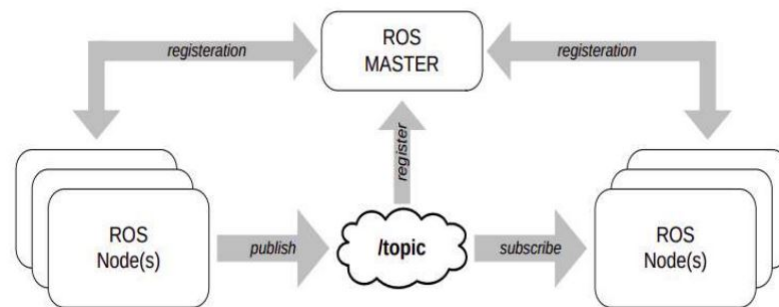


FIGURE I.25 – Schéma fonctionnel de la communication inter-processus de l'environnement ROS

En ROS, les processus sont appelés des noeuds qui sont organisés dans un réseau Peer-to-Peer avec une communication au point central. Les noeuds qui envoient des données (des capteurs, résultats de traitement, etc) sont appelés noeuds éditeurs, et les noeuds qui reçoivent des données sont appelés noeuds abonnés. Toutefois, un noeud n'est pas limité à l'abonnement ou à la publication. Le noeud peut faire les deux si nécessaire.

Un programme de démarrage communique automatiquement avec le ROS master, un programme ROS qui reçoit les informations complètes du noeud, facilitant ainsi sa capacité à communiquer avec d'autres noeuds pertinents. Tout noeud dans le système peut accéder à ce réseau ainsi qu'interagir avec d'autres procédés. En règle générale, un système possède plusieurs noeuds pour des fonctions différentes. La figure I.25 présente un schéma fonctionnel simple illustrant la manière dont la communication entre les noeuds et le maître ROS est établie dans l'environnement ROS.

D'autres outils de ROS qu'on peut enregistrer les données de message et le lire plus tard en utilisant la commande `rosviz`. Ceci est particulièrement utile pour une collection de mesures du capteur d'un monde réel. Un autre outil important est le `rqt-graph` qui génère une représentation graphique de tous les noeuds et les Topics du système en cours d'exécution.

6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un état de l'art sur les différents aspects de la robotique mobile et des systèmes de perception embarqués qui sont importants pour notre domaine de recherche en robotique agricole. Nous avons présenté les différentes plateformes de robots mobiles utilisées pour les applications agricoles et leurs avantages et inconvénients respectifs. Nous avons décrit les systèmes de perception embarqués utilisés pour la navigation autonome des robots mobiles agricoles, ainsi que les différentes stratégies de navigation associées. Nous avons montré comment ces technologies peuvent être utilisées pour améliorer les systèmes de production agricole en termes de productivité, de qualité et de durabilité. En utilisant ces technologies, les robots agricoles peuvent devenir plus autonomes, fiables et efficaces, offrant ainsi de nouvelles opportunités pour l'agriculture moderne. Nous avons également introduit le système de programmation de robots ROS qui est devenu un outil populaire pour le développement de robots. Par la suite, dans le chapitre suivant, nous présentons en détails notre plateforme robotique mobile développé **AgriEco Robot**.

Chapitre II

Conception et réalisation d'une plateforme robotique mobile -AgriEco Robot-

1 Introduction

La protection des cultures contre les maladies et autres causes de perte de rendement est de plus en plus importante dans l'agriculture moderne, qui fait un usage intensif des intrants chimiques tels que les pesticides. Malheureusement, l'utilisation non rationnelle et souvent abusive de ces produits chimiques représente une menace pour la santé humaine et l'environnement, en causant notamment la pollution des eaux et des sols. Les agriculteurs utilisent souvent des pulvérisateurs à dos pour traiter les cultures sous serre, mais ils sont exposés aux pesticides toxiques malgré les mesures de précaution prises comme l'utilisation de combinaisons de protection et de masques à gaz. Par conséquent, l'utilisation des robots mobiles autonomes fournit un environnement sûr pour l'agriculture. Ce fait a un impact considérable sur la qualité du produit, sur les coûts de production et sur des questions collatérales, telles que la pollution et la sécurité.



FIGURE II.1 – Le robot agricole AgriEco Robot dans une serre d'expérimentation de fraisières.

Notre objectif est de développer une plateforme robotique mobile, appelée **AgriEco Robot** (voir figure II.1), pour les systèmes de contrôle, de navigation autonome, de collecte de données et les applications agricoles sous serre. 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. La conception de **AgriEco Robot** se compose de 4 parties : une plateforme mobile à quatre roues motrices pour le déplacement, des systèmes de perception embarqués tels qu'un capteur télémétrique, un système de vision stéréoscopique et un système vision omnidirectionnelle, un système de pulvérisation de pesticides avec deux bras motorisés et une pompe immergée dans un réservoir installé à l'arrière, et un système de contrôle et de commande qui utilise un ordinateur embarqué Jetson Tx2 exécutant le système d'exploitation robot ROS (voir Figure II.2).

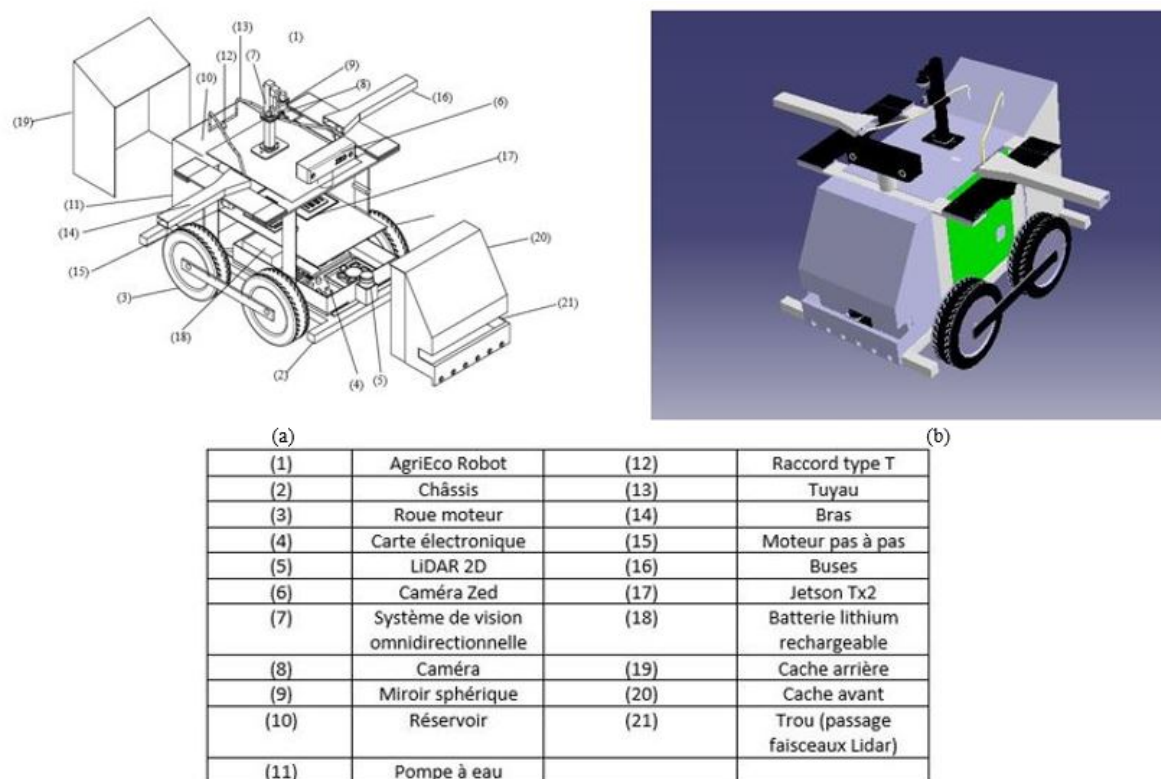


FIGURE II.2 – (a) La cartouche d'AgriEco Robot, (b) Conception CAD 3D Vue isométrique de la plateforme mobile AgriEco Robot

Le prototype **AgriEco Robot** fonctionne selon deux modes : un mode téléguidé, où l'opérateur peut utiliser un Joystick pour piloter le robot, et un mode autonome, dans lequel le robot se déplace de manière autonome tout en pulvérisant le pesticide de manière ciblée sur les plantes.

Dans ce chapitre, nous allons étudier et réaliser la plateforme mobile à quatre roues motrices, présenter les systèmes de perception embarqués dans le robot, décrire le système de pulvérisation, et enfin, présenter le système de contrôle et de commande utilisé par le robot.

2 Structure et composants de la plateforme mobile à quatre roues motrices

Avec les récents développements de la technologie et de la recherche en robotique, les robots sont devenus plus efficaces pour l'agriculture et la gestion des serres. Ainsi, plusieurs plateformes robotiques ont été conçues et construites pour des tâches agricoles variées, notamment dans les cultures intensives qui garantissent des rendements élevés. Les robots utilisés sous serre doivent se déplacer efficacement pour atteindre toutes les plantes. Pour cela, différents mécanismes et systèmes de propulsion ont été utilisés. La navigation par rail de guidage est une solution courante pour les robots mobiles sous serre, elle permet de se déplacer en posant des rails sur le sol [75, 76]. Cependant, cette solution est coûteuse et occupe de l'espace dans les serres. Pour remédier à cela, des robots qui utilisent les tuyaux de serre comme rails de déplacement ont été développés, ils peuvent se déplacer le long des tuyaux ou sur le

sol [77].

En général, les robots agricoles sont composés d'une plateforme mobile, d'un système de perception et d'un effecteur robotique pour effectuer des tâches agricoles. La mobilité est cruciale pour les robots agricoles, elle les rend plus utiles pour accomplir des tâches complexes et répétitives, tout en évitant la construction d'environnements spéciaux pour eux.

La plateforme robotique mobile **AgriEco Robot** est conçue pour effectuer des tâches sous serres, en naviguant entre les rangées de fraisières.

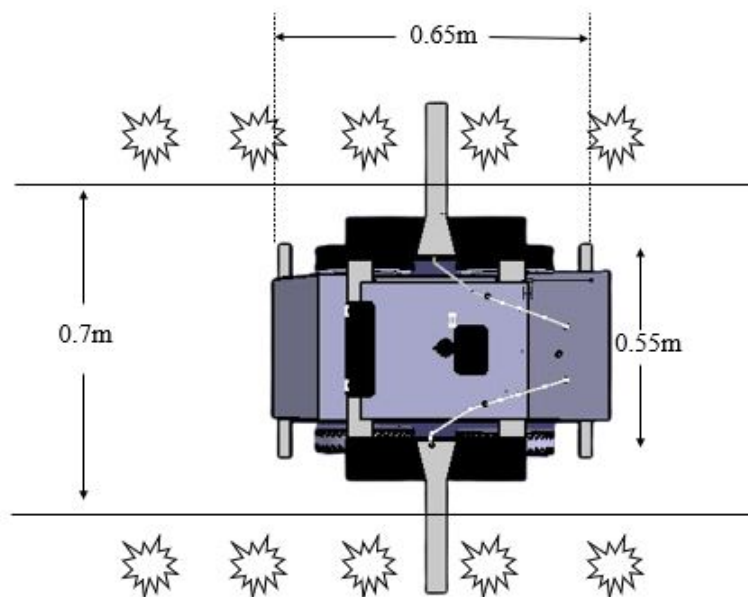


FIGURE II.3 – Robot dimensions

Les principales exigences de performance pour la conception de la plateforme mobile sont liées à la nécessité de traverser les rangées de fraisières en toute sécurité, en évitant de les endommager. Les dimensions du robot (0.65 m de long x 0.55 m de large) ont été choisies en fonction des normes de culture des fraises qui varient entre 0.65 m et 1.4 m, assurant ainsi un déplacement précis dans les rangées de cultures et la possibilité de tourner dans les couloirs de la serre, qui ont une largeur d'environ 1.5 m. Ces exigences techniques ont été déterminées en collaboration avec les producteurs de fraises sous serre.

2.1 Châssis structural

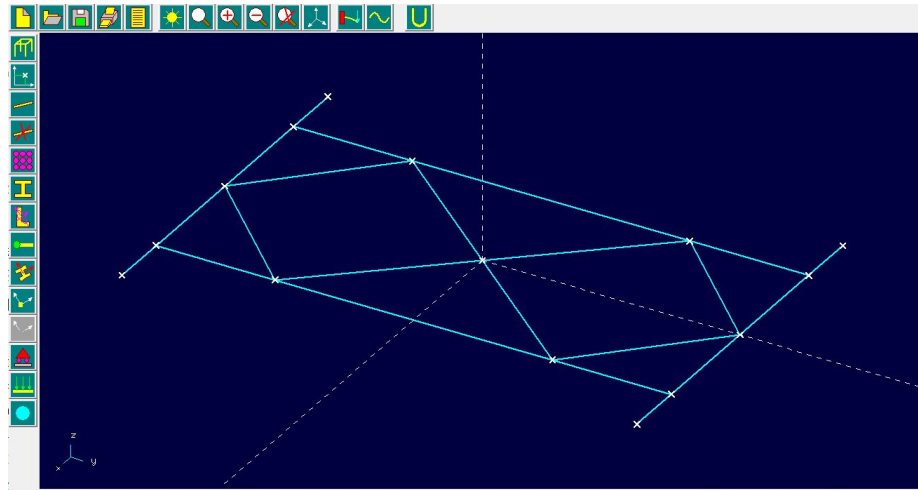


FIGURE II.4 – Conception du châssis de AgriEco Robot dans RDM6

Nous avons établi une stratégie pour la conception mécanique de la plateforme mobile basée sur l'optimisation de la mobilité, de la charge et de l'environnement de travail [78]. Nous avons choisi l'acier S275 pour la construction du châssis, caractérisé par ses nombreux avantages : écologique, 100% recyclable et capable de subir une déformation importante avant de se rompre, il a la capacité de l'acier à se déformer de manière similaire en compression et en traction. La structure du châssis a été conçue à l'aide du logiciel RMD6 (voir figure II.4) pour effectuer tous les calculs nécessaires à la conception du châssis du robot. Le logiciel prend en compte les charges ponctuelles, les charges réparties linéairement et le poids propre de châssis.

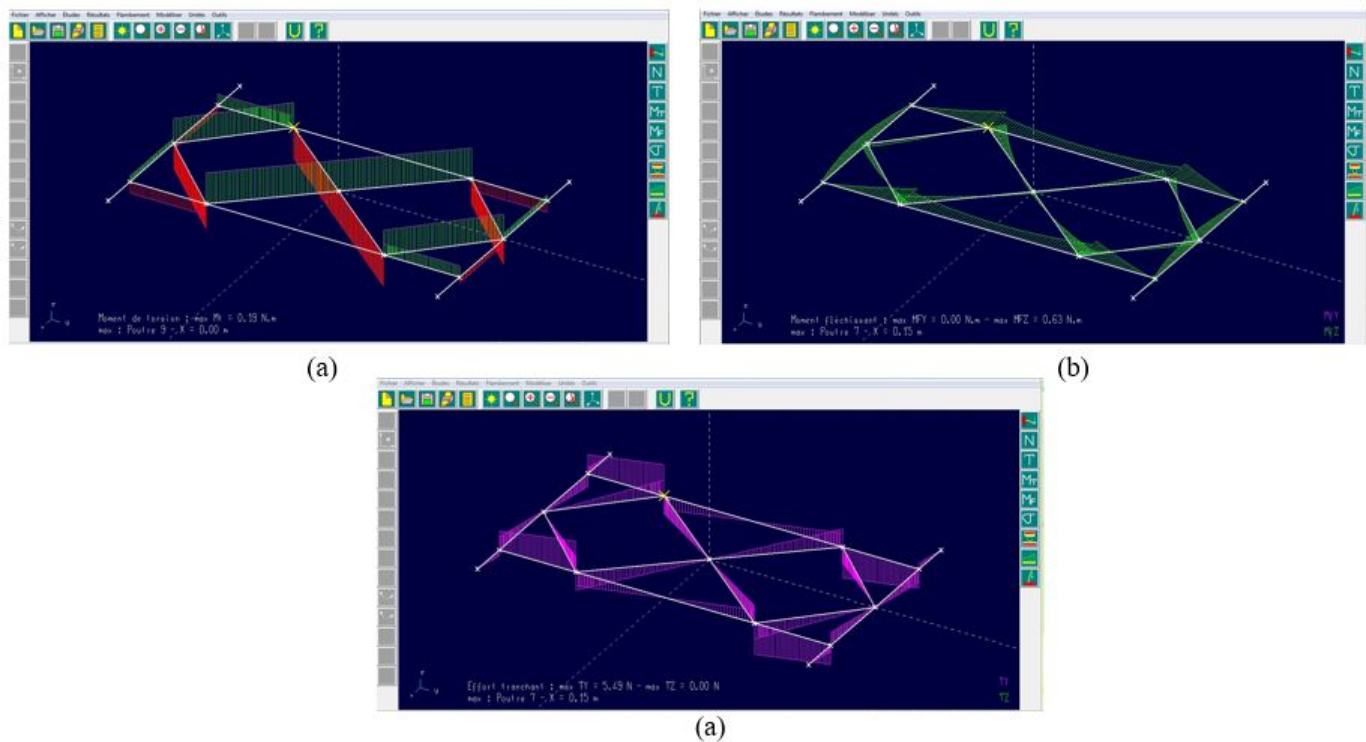


FIGURE II.5 – Étude des efforts et des moments par RDM6 (a) cas d'application d'un moment de torsion, (b) Cas d'application d'un moment fléchissant et (c) cas des efforts tranchants.

Nous avons étudié les performances structurelles du châssis en mode statique et calculé la déformation ainsi que les forces appliquées au châssis afin d'étudier ses limites. Pour ce faire, nous avons commencé par dimensionner notre système qui est composé de 15 net de 18mm de diamètre, optant pour une section tubulaire carrée de 22 mm de dimensions et 2,3 mm d'épaisseur. La figure II.5 représente les résultats de différents cas de charge calculés en analyse statique à l'aide du logiciel RDM6.

D'après les calculs de déformation effectués, le châssis est capable de supporter plus que 120kg et remorquer plus que 80kg. La figure II.6 montre le châssis structurel pendant l'assemblage.



FIGURE II.6 – La structure de châssis métallique de la plateforme mobile pendant l'assemblage

L'unité centrale de la plateforme mobile est représentée dans la figure II.8. Il est composée d'un châssis relativement robuste et bien dimensionné avec deux supports de forme π , permettant de maintenir l'ensemble de ses composants, et est équipée de quatre roues motrices. La figure II.7 représente la conception de la plateforme mobile par logiciel Catia V5 [79] .



FIGURE II.7 – Le modèle CAO de la plateforme mobile à quatre roues motrices



FIGURE II.8 – La plateforme mobile à quatre roues motrices construit

2.2 Mécanisme d'entraînement de la plateforme mobile

Le mécanisme d'entraînement de l'AgriEco Robot utilise une configuration de direction par dérapage (Skid-Steering) pour une grande maniabilité avec une structure mécanique simple et robuste. Cette méthode permet une structure mécanique robuste et un système de contrôle pratique, dans lequel quatre moteurs, chacun couplé à chaque roue, fournissent de la puissance pour entraîner le robot. La méthode du Skid-Steering est utilisée pour le mouvement global du robot, en modifiant la vitesse différentielle entre les roues gauche et droite pour changer l'orientation. Cependant, il est nécessaire de synchroniser les roues du même côté pour éviter des mouvements de rotation basés sur la différence de vitesse des roues individuelles autour d'un centre de rotation instantané (IRC). Le mouvement est produit par deux déplacements sur le plan de deux dimensions, donc notre système ne possède que deux degrés de liberté un système non-holonyme.

Stratégies de mouvement de la plateforme mobile

Dans cette partie, nous allons décrire et discuter le modèle cinématique de la plateforme mobile à direction par dérapage utilisée pour l'AgriEco Robot. La cinématique est la branche de la mécanique classique qui décrit le mouvement des corps ou des systèmes sans tenir compte des forces qui provoquent ce mouvement. En ce qui concerne les robots mobiles, la cinématique fournit un modèle du comportement mécanique du robot dans le temps. Pour élaborer la description mathématique du modèle cinématique de la plateforme mobile, nous utiliserons la même approche utilisée dans [29]. Le système de la plateforme mobile ci-dessous sur la figure II.9 est modélisé comme un corps rigide qui est représenté par le châssis sur quatre roues se déplaçant dans un plan. Un système de coordonnées orthonormées directes (O, x, y, z) est utilisé, avec x et y se situant sur un plan parallèle au sol et l'axe z étant dirigé de la surface inférieure vers le haut. La dimensionnalité totale du châssis du robot dans le plan est de trois, c'est-à-dire deux pour la position sur le plan et une pour l'orientation le long de l'axe vertical orthogonal au plan ψ . Le corps est référencé dans un cadre de coordonnées local désigné par (G, xch, ych, z) qui a été attribué au robot à son centre de masse (G) .

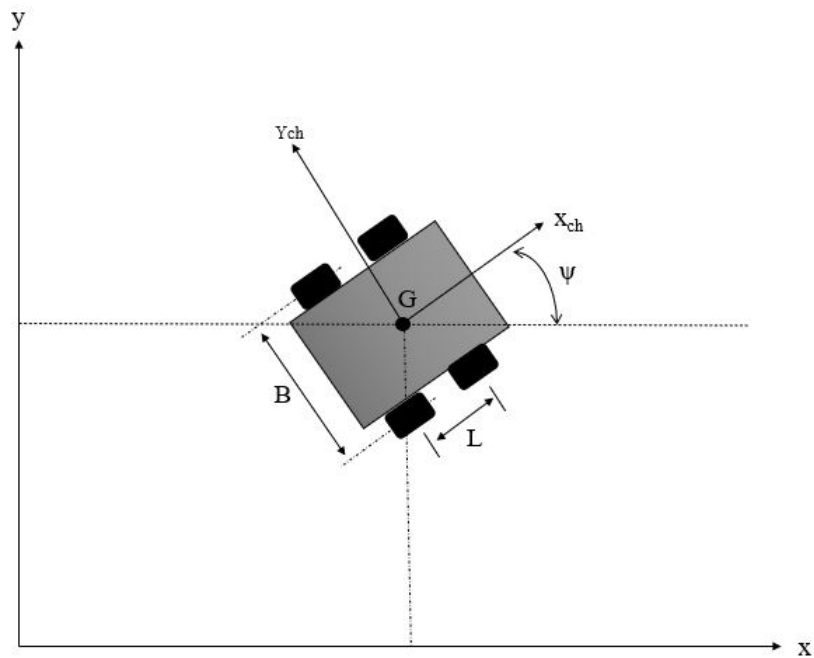


FIGURE II.9 – Modèle de direction par dérapage

L'entraînement différentiel étendu [29] est le modèle cinématique le plus courant et le plus simple pour les plateformes mobiles à direction par dérapage. Il est basé sur le modèle utilisé pour les systèmes d'entraînement différentiel. Dans ce modèle, la relation entre les vitesses des roues et la vitesse du robot est exprimée comme suit :

$$\begin{pmatrix} v_x \\ v_y \\ v_\psi \end{pmatrix} = \frac{r}{B\chi} \begin{pmatrix} \frac{B\chi}{2} & \frac{B\chi}{2} \\ 0 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_l \\ \omega_r \end{pmatrix} \quad (\text{II.1})$$

ω_l et ω_r représentent la vitesse angulaire des roues gauche et droite, respectivement. v_x , v_y et v_ψ désignent les vitesses longitudinale, latérale et angulaire du robot, respectivement. r est le rayon effectif des roues et B est la largeur de la voie du robot, comme indiqué sur la figure 1. χ est un paramètre indépendant du terrain, appelé coefficient ICR, où ICR est le centre de rotation instantané. χ a des valeurs dans la plage $[1, \infty]$, où $\chi = 1$ correspond au cas où il n'y a pas de glissement et où le modèle cinématique serait équivalent à celui d'un système d'entraînement différentiel idéal.

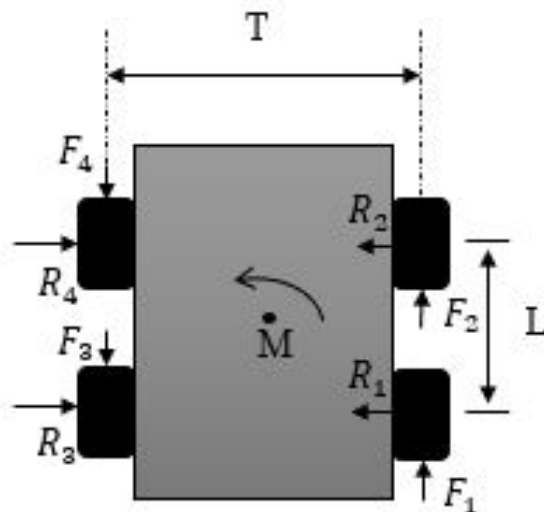


FIGURE II.10 – La Stratégie de mouvement

Un problème très courant rencontré pour les systèmes à quatre roues motrices pour découvrir qu'il n'est pas capable de tourner. Hibner a expliqué dans [80] la théorie aide à concevoir la plateforme à quatre roues motrices de manière à ce qu'il tourne. La figure II.10 montre un dessin schématique du robot. L et B sont respectivement la longueur de l'empattement et la trace avec du robot. M représente le moment de rotation résultant. Les forces qui agissent sur chaque roue sont indiquées. $F_i (i = 1, \dots, 4)$ sont les forces de traction longitudinales, exercées par les moteurs sur chaque roue, tandis que $R_i (i = 1, \dots, 4)$ sont les forces de forces de réaction (due à la friction) du robot qui tente de tourner. On s'est assuré que le robot est symétrique gauche/droite et que son centre de surface est confondu avec son centre de masse. L'équation du moment de rotation résultant est la suivante :

$$G = \frac{\mu_x T m}{2} - \mu_y m \left[\frac{L}{2} - 2 \frac{G_0^2}{L} \right] \quad (\text{II.2})$$

Pour que le robot tourne, le moment final de rotation doit être supérieur à zéro. Par conséquent, la relation suivante doit être vraie :

$$\mu_x T > \mu_y \left[L - 4 \frac{G_0^2}{L} \right] \quad (\text{II.3})$$

On s'est assuré que le robot est symétrique gauche/droite. Et que son centre de surface est confondu avec son centre de masse ($G_o = 0$). L'équation se simplifie alors comme suit :

$$\mu_x T > \mu_y L \quad (\text{II.4})$$

Pour que le robot tourne, le moment de rotation doit être supérieur à zéro, ce qui nécessite la condition de $T > L$. Dans notre cas, $T = 37,5$ cm et $L = 35$ cm. Cela signifie que la conception du

système d'entraînement à quatre roues nous donne la possibilité de tourner.

Roues et Moteurs

Les entraînements électriques utilisés pour la plateforme mobile de AgriEco Robot sont Hub-motor et une image de ceux-ci peut être vue à la Figure II.11. Les roues sont couplées à l'axe du moteur, ce qui rend inutile la nécessité d'une transmission de puissance. Les spécifications du Hub motor sont présentées dans le tableau II.1 et les dimensions dans la figure II.12. Chaque roue est entraînée indépendamment par un moteur à courant continu sans balai (BLDC) intégré, qui permet d'optimiser un grand espace de travail interne qui peut être exploité, chacun ayant une puissance de 250 W et une tension de 36v. Les roues fonctionnent séparément et tournent selon un seul axe.

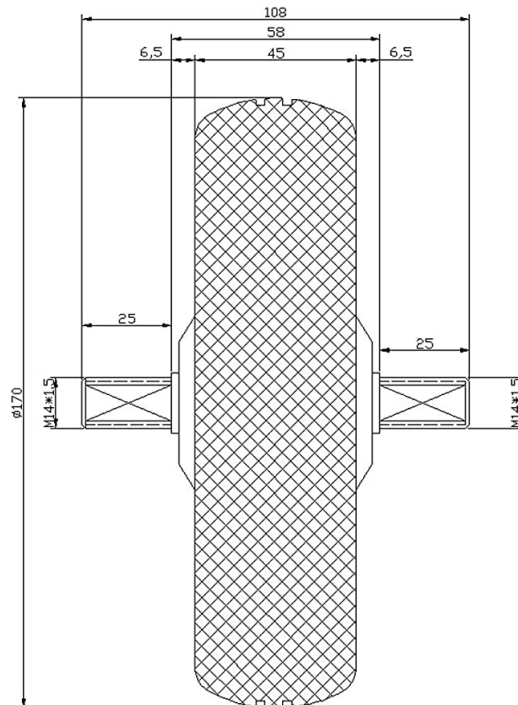


FIGURE II.11 – Les dimensions de de BLDC Hub motor



FIGURE II.12 – BLDC Hub-moteur (image réelle)

Paramètre	Valeur
Voltage	24v, 36v, 48v
Puissance nominale	100w-350w mm
Vitesse nominale	300-600RPM
Courant nominal	3-15A
Couple nominal	5 N.m
diamètre de la roue	8 pouces
Poids	3kg

TABLEAU II.1 – Spécifications du Hub motor.

Un moteur (BLDC) est un type de moteur synchrone, où les champs magnétiques générés par le stator et le rotor. Le fonctionnement d'un moteur BLDC est basé sur l'intersection de force simple entre l'aimant permanent et l'électro-aimant, disposé d'une configuration, en effet son bobinage est placé sur la partie fixe (stator), et l'aimant permanent deviens dans mobile (rotor). Le champ magnétique produit par le bobinage du stator engendre une interaction avec celui de l'aimant, ce qui a pour conséquence de faire tourner le moteur.

Les moteurs BLDC sont équipés de capteurs à effet Hall qui sont utilisés pour détecter la position des pôles à l'intérieur du moteur. La position des pôles est envoyée au contrôleur par des signaux numériques au contrôleur du moteur. Le contrôleur envoie les signaux pour mettre sous tension les pôles respectifs du rotor.

Du fait qu'il n'y a pas de frottements entre le rotor et le stator, lui confère une plus grande fiabilité et un temps de vie supérieur. Ils occasionnent moins de bruit de communication et aucune étincelle. L'absence de bobinage au rotor permet souvent un refroidissement par simple convection, sans circulation forcée d'air vers l'extérieur. Ceci peut donc permettre une meilleure étanchéité. La vitesse de rotation reste limitée mécaniquement par les liaisons pivot entre bâti et rotor, et par l'échauffement qui a un effet sur l'efficacité des aimants. Ces moteurs présentent toutefois certains défauts, tels des effets d'ondulation de couple aux basses vitesses (effet cogging).

Contrôleur de moteur BLDC

Le contrôleur de moteur BLDC est un gadget utilisé pour piloter le moteur. Il agit comme un intermédiaire entre le moteur et la batterie. Le moteur BLDC fonctionne en fait sur une tension alternative. Le contrôleur convertit la tension continue de la batterie en tension alternative à l'aide de commutateurs électroniques de puissance. Les différentes entrées et sorties sont mentionnées comme indiqué dans la figure II.16 Broche du frein électrique, broche de l'accélérateur, broche du moteur, broche de la batterie, broche de l'effet Hall.

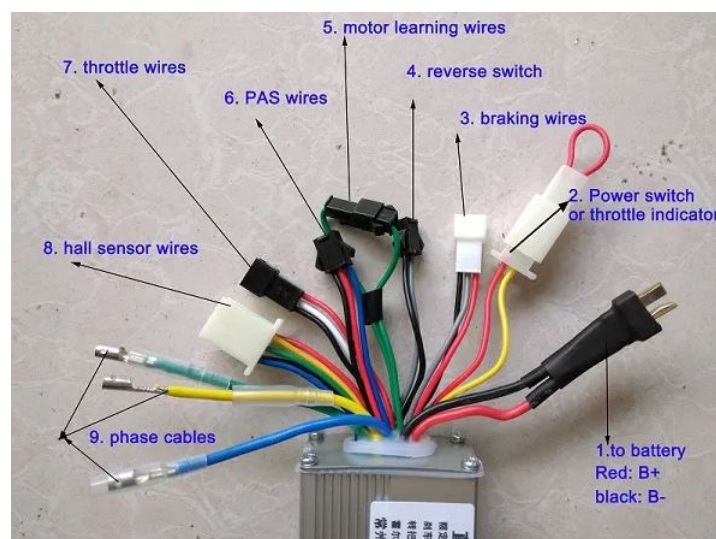


FIGURE II.13 – contrôleur de moteur sans balai

Chaque moteur intégré dans la roue est doté d'un contrôleur indépendant qui assure, par l'intermédiaire d'un microcontrôleur Arduino Mega 2560, un contrôle total et fluide des fonctions suivantes : mouvement avant et arrière, freinage et variation de vitesse.

Batterie

La plateforme mobile **AgriEco Robot** est équipé d'une batterie en lithium-ion 36v-30Ah rechargeable, illustré à la figure II.14, ses spécifications figurent dans le tableau II.2. Il est utilisé pour alimenter tous les composants de la plateforme.



FIGURE II.14 – Batterie lithium 36V 30ah li-ion pack

Paramètre	Valeur
Tension nominale	36v
Capacité nominale	30Ah
Catégorie	Batterie Li-ion
Tension	crête - 42V, fonctionnement - 36V
Tension de charge	42 volts
Dimension	12Lx10Lx6,5H pouces
Poids	4,2 kg

TABLEAU II.2 – Spécifications de la batterie lithium 36V 30ah.

La figure II.15 montre l'architecture générale de fonctionnement de la plateforme mobile.

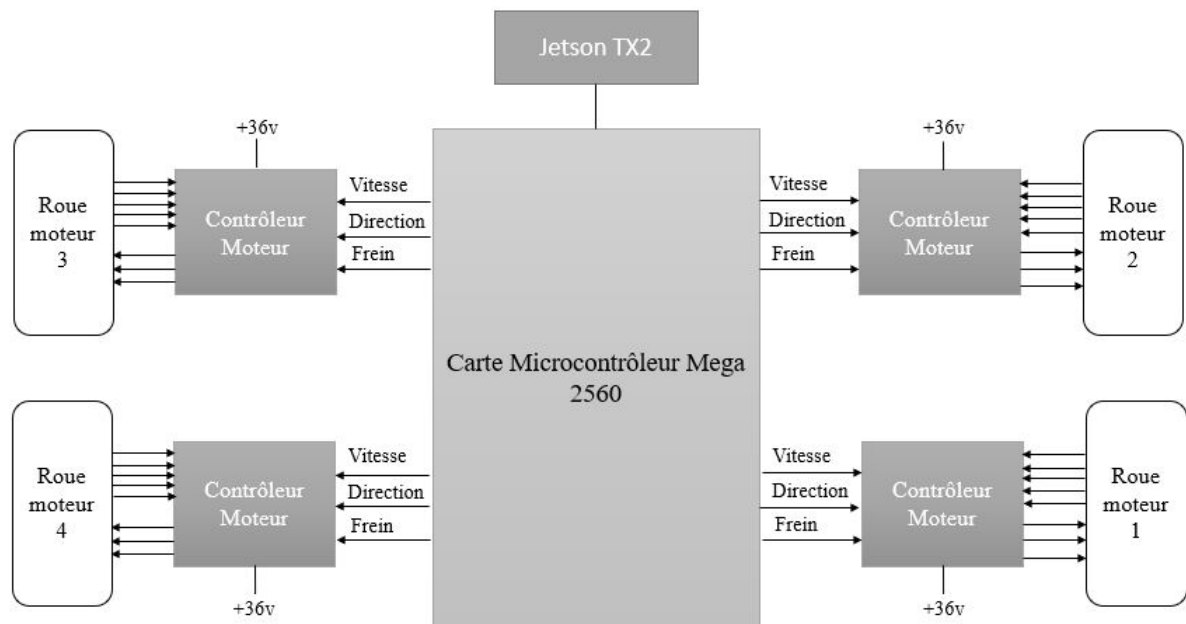


FIGURE II.15 – Architecture générale de fonctionnement de la plateforme mobile AgriEco Robot

3 Systèmes de perception embarqués

Le système sensoriel du robot comprend un LiDAR 2D, une caméra stéréo Zed et un capteur catadioptrique omnidirectionnel. Le LiDAR 2D est installé horizontalement à l'avant du robot, à une hauteur de 12 cm au-dessus du sol fixé sur le châssis. La stéréo caméra est située dans la partie haute de la plateforme avec une inclusion vers le bas. Le capteur catadioptrique est configuré verticalement au centre du robot.

Dans ce qui suit, des informations détaillées sur les capteurs considérés sont présentées, en abordant les principaux points de perception, ainsi que les spécifications de chaque capteur.

3.1 Laser scan 2D

Le système sensoriel du robot comprend un LiDAR 2D Hokuyo URG-04LX-UG01 (figure II.16). Hokuyo utilise un faisceau laser infrarouge d'une longueur d'onde de 785nm, non visible par l'oeil humain. La sécurité des lasers est réglementée par la classe 1 de la CEI (Commission électrotechnique internationale). Hokuyo URG-04LX-UG01 a été développé par le laboratoire des robots intelligents de l'université de Tsukuba et le département d'ingénierie de la société Hokuyo Automatic Co., Ltd. Au Japon.

Le dispositif URG-04LX a une fréquence de balayage d'environ 10Hz. En outre, une plage de 240° est couverte par le miroir rotatif avec une résolution angulaire de 0,352°, ce que lui permet de renvoyer 683 points par balayage. La taille du capteur est de 50x50x70 mm et il ne pèse que 160g. Les fréquences de modulation permettent au capteur une plage de détection de 20 à 5600mm. Cependant, la portée maximale réelle est de 4m pour la plupart des types de surface [81].

Le principe de la mesure de distance est basé sur le calcul de la différence de phase, ce qui permet d'obtenir une mesure stable avec une influence minimale de la couleur et de la réflectance de l'objet.

Paramètre	Valeur
Distance de mesure	20 à 5600 mm
Angle de balayage	240 degrees
Résolution	0.36 degree
Vitesse de balayage	100msec/scan
Source lumineuse	$\lambda = 785nm$
Tension d'alimentation	5VDC $\pm 5\%$.
Dimensions	50 x 50 x 70 mm
Poids	160 g

TABLEAU II.3 – Spécifications de Hokuyo 2D LiDAR URG-04LX.



FIGURE II.16 – Hokuyo 2D LiDAR URG-04LX

Le LiDAR a été monté horizontalement à l'avant du robot, à une hauteur de 12 cm au-dessus du sol ce qui lui permet de percevoir les rangées de fraisiers. Il pointe dans la direction du mouvement et perçoit les objets sur un plan parallèle au sol. Il est connecté au Nvidia Jetson Tx2 embarqué via une interface USB 2.0 et est alimenté par une source d'alimentation supplémentaire de 5V.

3.2 Systèmes de vision

Un système de vision permet aux utilisateurs d'obtenir une grande quantité de données photométriques et géométriques représentées sur une image. La disponibilité d'une source de données aussi massive est l'une des raisons pour lesquelles le domaine de la vision industrielle est une discipline aussi vaste, avec un large éventail de méthodologies et d'applications ; la robotique agricole ne fait pas exception. Les systèmes de vision offrant un large éventail de fonctions à un faible coût, les chercheurs dans le domaine agricole en profitent pour développer des systèmes améliorés d'aide à la navigation autonome et pour effectuer différentes tâches d'une manière automatique.

Caméra stéréo Zed

La caméra ZED (Figure II.17) est un système de vision binoculaire qui peut être utilisé pour fournir une perception 3D du monde. Il a été développé par la startup française Stereolabs en 2015. Il intègre deux caméras peuvent générer des flux d'images stéréo de VGA à 2K(15Hz) facilement accessible grâce à son Kit de Développement Logiciel (SDK) qui comprend un ensemble d'outils logiciels et d'interfaces qui permettent une estimation robuste de l'Odométrie et des nuages de points 3D de haute qualité, qui peuvent être utilisés pour construire des cartes métriques 3D de l'environnement.



FIGURE II.17 – Zed stéréo caméra

Paramètre	Valeur
Dimensions	175 x 30 x 33 mm
poids	159 g
Résolution	HD2K : 2208 x 1242 pixels HD1080 : 1920 x 1080 pixels HD720 : 1280 x 720 pixels WVGA : 672 x 376 pixels
FOV de la lentille	110 °
Taille de pixel	2 μm
Connectivité	USB 3.0 (5 V / 380 mA)
Baseline	120 mm

TABLEAU II.4 – Caractéristiques pertinentes de caméra stéréo ZED.

La ligne de base de 12 cm (distance entre la caméra gauche et la caméra droite) permet une perception de la profondeur, soit environ quatre fois plus que les capteurs de profondeur très répandus

de Kinect. En outre, l'un des avantages les plus frappants de cette technologie de caméra stéréo est qu'elle peut également être utilisée à l'extérieur, où les l'interférence IR de la lumière du soleil rend les capteurs de type lumière structurée comme le Kinect. Par conséquent, ce système est idéal pour les robots ou les machines qui fonctionnent à l'intérieur, à l'extérieur ou les deux. Il peut également être utilisé pour de nombreuses applications différentes, allant de l'estimation de la pose, la cartographie, la navigation autonome, la détection et le suivi d'objets et le suivi d'objets, etc.

Dans ce travail, nous avons utilisé la version 2.8 du SDK de ZED. La caméra a été positionnée sur le robot à une hauteur de 44 cm du sol, avec un angle d'inclinaison de 25° afin qu'elle pointe vers le sol. Il est connecté au Nvidia Jetson Tx2 embarqué via une interface USB 3.0.

Capteur de vision omnidirectionnelle

Le troisième système de perception embarquée dans le robot **AgriEco Robot** est un capteur de vision omnidirectionnelle. Il est composé d'une caméra CCD de haute résolution connecté au Nvidia Jetson Tx2 par interface USB 2.0 et d'un miroir sphérique de 10cm en configuration face à face. Le capteur possède un Baseline variable. Le dispositif catadioptrique a été positionné perpendiculairement au robot.

Le tableau II.5 représente les caractéristique de la caméra utilisée pour le capteur catadioptrique.

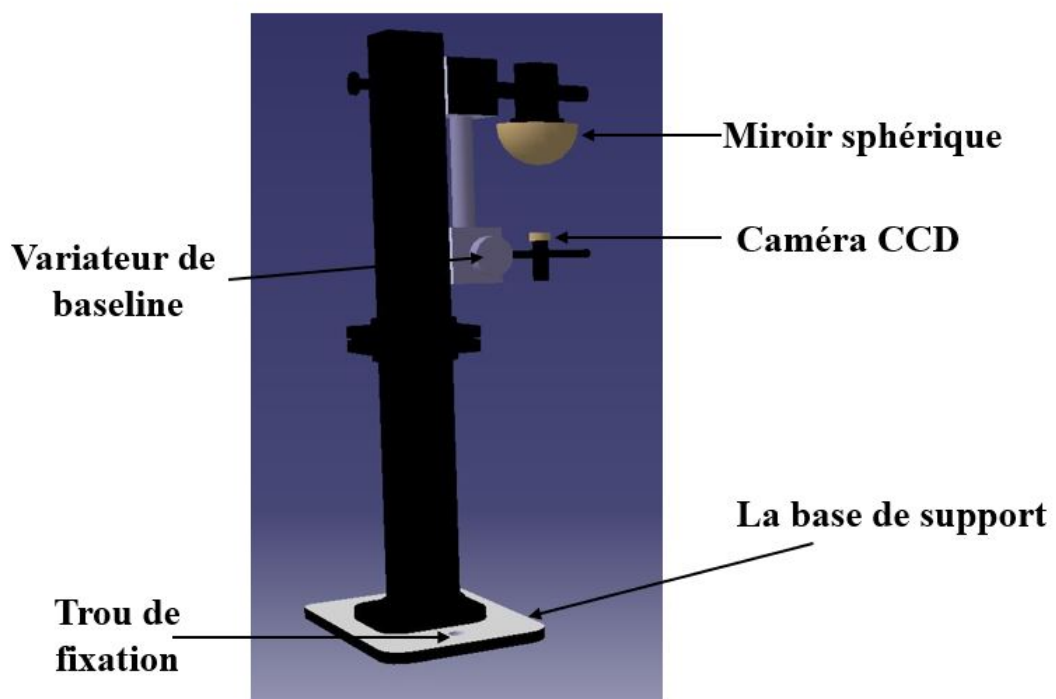


FIGURE II.18 – Le modèle CAD : capteur de vision omnidirectionnelle

Grâce à son large champ de vue de 360° horizontal permet au robot de détecter son environnement à la fois les bras de robot et les rangés de fraiseurs, ce qui le rend adapté à la navigation autonome, à

la détection d'obstacles et à la pulvérisation localisée de pesticides.

Paramètre	Valeur
Résolution	1080 x 720
Taille de pixel	0.0054mm
Connectivité	USB 2.0
Distance focale	3.6 mm
fréquence	30 fps

TABLEAU II.5 – Caractéristiques de caméra CCD.

4 Système de pulvérisation

Le système de pulvérisation a été développé dans le but d'optimiser l'utilisation de pesticides par le Robot **AgriEco Robot** lors de la pulvérisation automatique de pesticides, tout en naviguant d'une manière automatique entre les rangs de culture. Ce système est adopté à la partie arrière du robot composé d'une cuve de 10L de polyéthylène avec une pompe submergée et deux bras motorisés construits par impression 3D en utilisant un matériau d'acide poly-lactique (PLA).

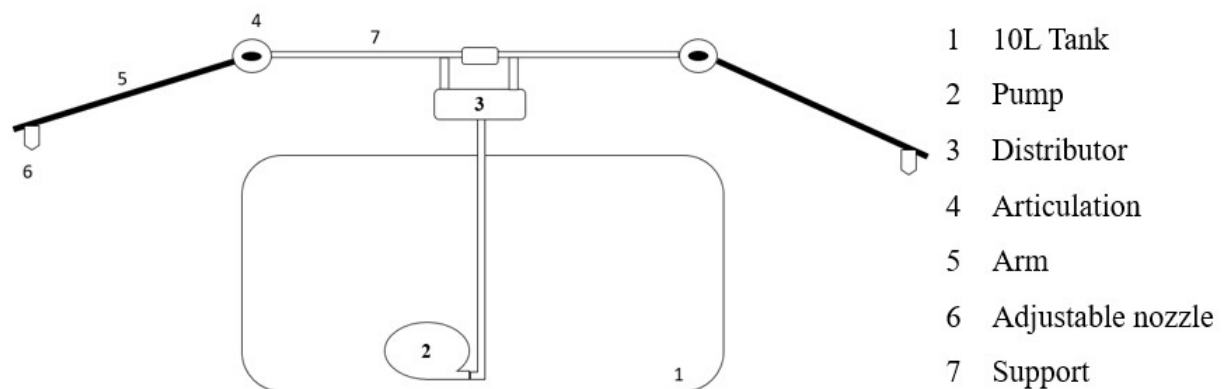


FIGURE II.19 – Système de la pulvérisation localisée de pesticide.

4.1 Conception du bras robotisé

Le bras a été modélisé à l'aide du logiciel Catia (voir figure II.20) et imprimé en plastique biodégradable (PLA) par impression 3D. On a modélisé le bras de telle sorte qu'il soit facile à imprimer alors on a divisé le bras sous 3 pièces avec un raccordement entre eux de type mâle femelle. Le bras est fixé par une liaison encastrement assurée à l'aide d'un joint rigide sur l'axe d'un moteur pas à pas. Le bras effectue une rotation horizontale.

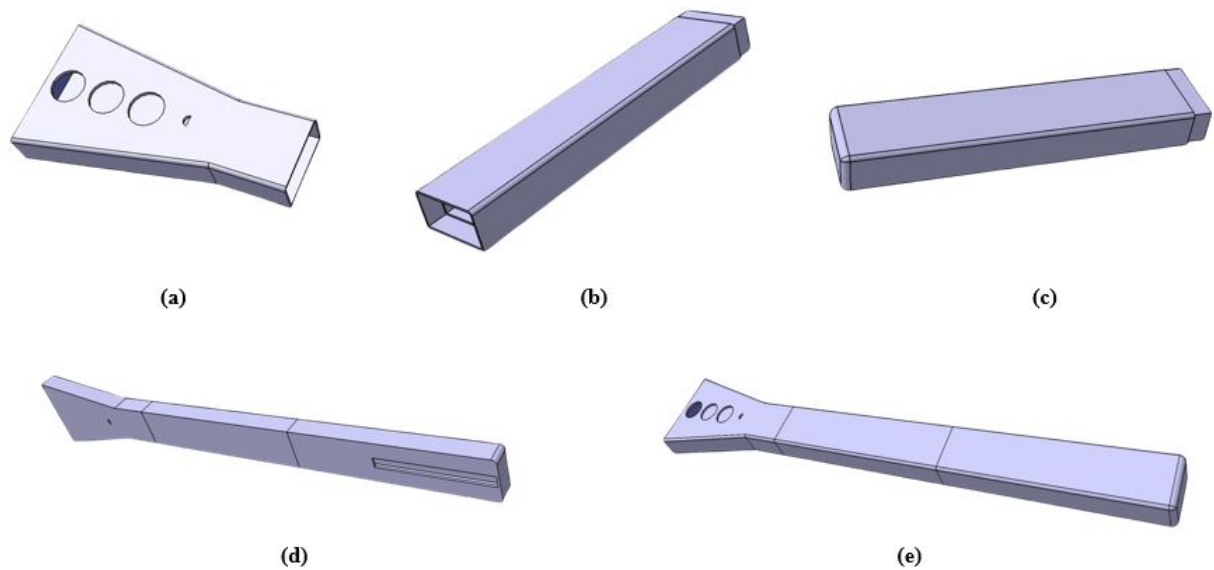


FIGURE II.20 – Conception 3D du bras par Catia V5 (a) Vue en perspective de la partie passive du bras(pièce 1) (b) Vue en perspective de la partie passive du bras(pièce 2) (c) Vue en perspective de la partie passive du bras(pièce 3) (d) Vue en perspective de L'assemblage du bras (vue de dessous) (e) Vue en perspective de L'assemblage du bras (vue de dessus)

Afin de maintenir le bras en position d'équilibre, la partie passive représente le positionnement de contrepois qui va produire l'équilibre durant la rotation, le trou de l'axe moteur est de forme (D) pour la fixation (fixer le bras a l'arbre du moteur).

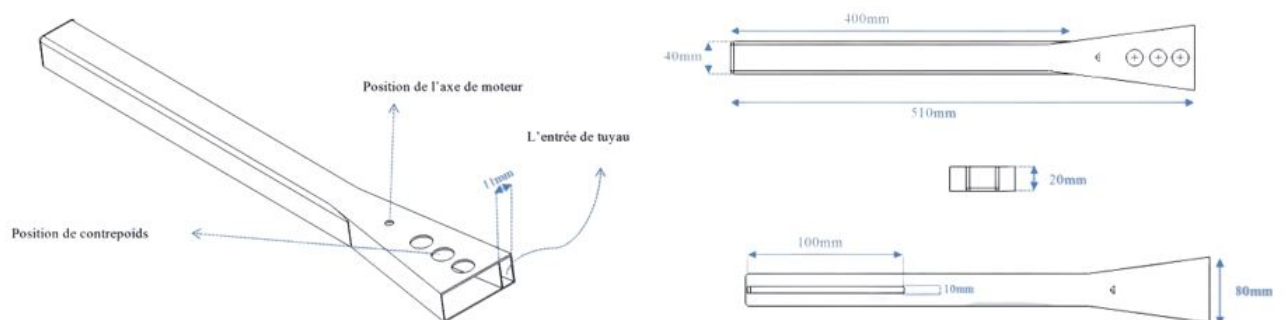


FIGURE II.21 – géométrie de le bras

Le tableau III.2 regroupe les différentes dimensions du bras.

Grandeur	Valeur
Longueur	510 mm
Largeur	40 mm
La hauteur	20 mm
Section interne	5.76 cm
épaisseur	2mm
Diamètre de trou (D)	6 mm
Masse total	155.51g

TABLEAU II.6 – Les dimensions du bras.

4.2 Système électronique

Pendant que le microcontrôleur est occupé de contrôler les mouvements de robot pour la navigation comme montré dans la figure II.22, le contrôle de système de la pulvérisation sera également considéré par le microcontrôleur. Le robot mobile AgriEco Robot doit être capable d'exécuter les deux opérations simultanément, la navigation autonome et la pulvérisation localisée, la combinaison est très critique pour effectuer la tâche par le robot.

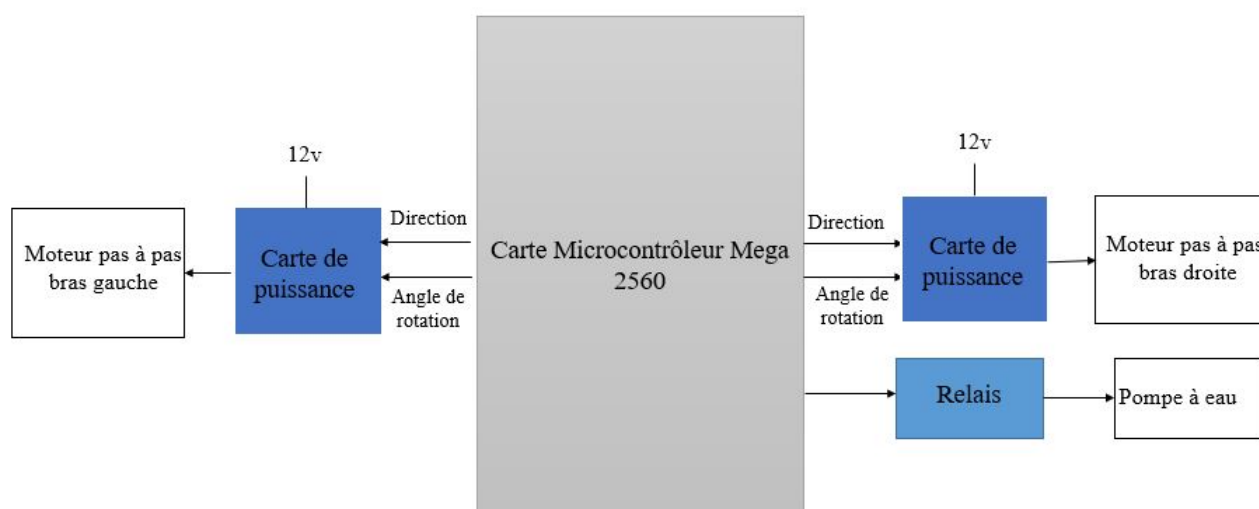


FIGURE II.22 – Schéma électronique de système de pulvérisation

La conception globale de la pulvérisation de pesticide est illustrée à la figure II.22. Pour acheminer le pesticide depuis le réservoir jusqu'à l'extrémité de la buse de pulvérisation, on a choisi d'utiliser une pompe comme le montre la figure II.23. Le choix d'une pompe à pesticides est crucial car la pompe doit pouvoir pousser le pesticide à la pression souhaitée. En termes de connexion, le microcontrôleur et la pompe ont été interconnectés par le biais d'une carte de relais 5V où le relais recevra le signal d'entrée du microcontrôleur pour changer son contact, fermant ainsi le circuit de connexion de la batterie à la pompe et activant cette dernière.

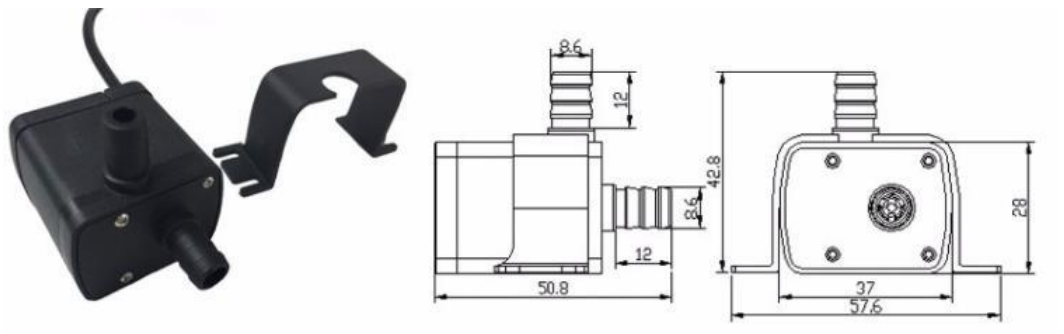


FIGURE II.23 – Pompe à eau 12v

Concernant les moteurs pas à pas 17HS4401 Nema17 des bras sont aussi interconnectés avec le microcontrôleur par le biais des cartes de puissances TB6560 Driver 3A. Le réservoir utilisé dans le robot autonome de pulvérisation de pesticides sera rempli de 10 litres de pesticides à l'aide des bras motorisés pouvant tourner dans un plan horizontale la pulvérisation peut être directement attribuée aux plantes ciblées souhaitées, en particulier sur les feuilles de la culture.



FIGURE II.24 – (a) Moteur pas à pas 17HS4401 Nema17 et (b) carte de puissance TB6560 Driver 3A

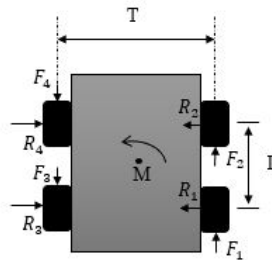


FIGURE II.25 – Raccord de type T

Le tuyau est fabriqué en silicone pur et relié à la pompe à l'intérieur de la cuve. Le sous-système est composé d'une connexion de type T qui possède une jonction à séparation symétrique vers les deux bras puis il continue son chemin à travers un trou à l'intérieur du bras jusqu'à le trou fixé avec une buse à débit réglable, fixés à l'extrémité des tuyaux.

5 Le système de contrôle et de commande de la plateforme robotique AgriEco Robot

Les robots autonomes nécessitent une grande puissance de traitement parallèle. Les processeurs graphiques (GPU) sont actuellement considérés comme un outil clé pour l'autonomie des systèmes robotiques. Les GPU sont connus pour leurs capacités efficaces à traiter rapidement de grands ensembles de données, notamment des images. Les GPU offre un massif parallélisme, les rends bien adaptés à l'accélération de calculs pour l'analyse de l'environnement et de prendre les décisions, ou pour le traitement d'entrée multiples provenant de capteurs tels que les systèmes de visions et les capteurs télémétriques. Le TX2 est un ordinateur mono-carte contenant plusieurs CPU et un GPU intégré. Il fait partie de la famille d'ordinateurs embarqués Jetson. Utilisant le Tegra X2, la Jetson TX2 offre une meilleure efficacité énergétique tout en ayant une puissance de traitement très élevée. Cet ordinateur embarqué a été conçu et commercialisé spécifiquement pour les applications qui exigent des calculs de haute puissance dans des environnements où la puissance est limitée, en intégrant à la fois le processeur graphique (GPU) et le processeur central (CPU) sur la même puce. Il s'agit d'un outil utile et nécessaire lors du développement de voitures, drones et robots autonomes. Le TX2 possède deux attributs importants pour les cas d'utilisation embarqués : il offre une capacité de calcul importante et respecte des limites raisonnables en termes de coût monétaire, de taille, de poids et de puissance.

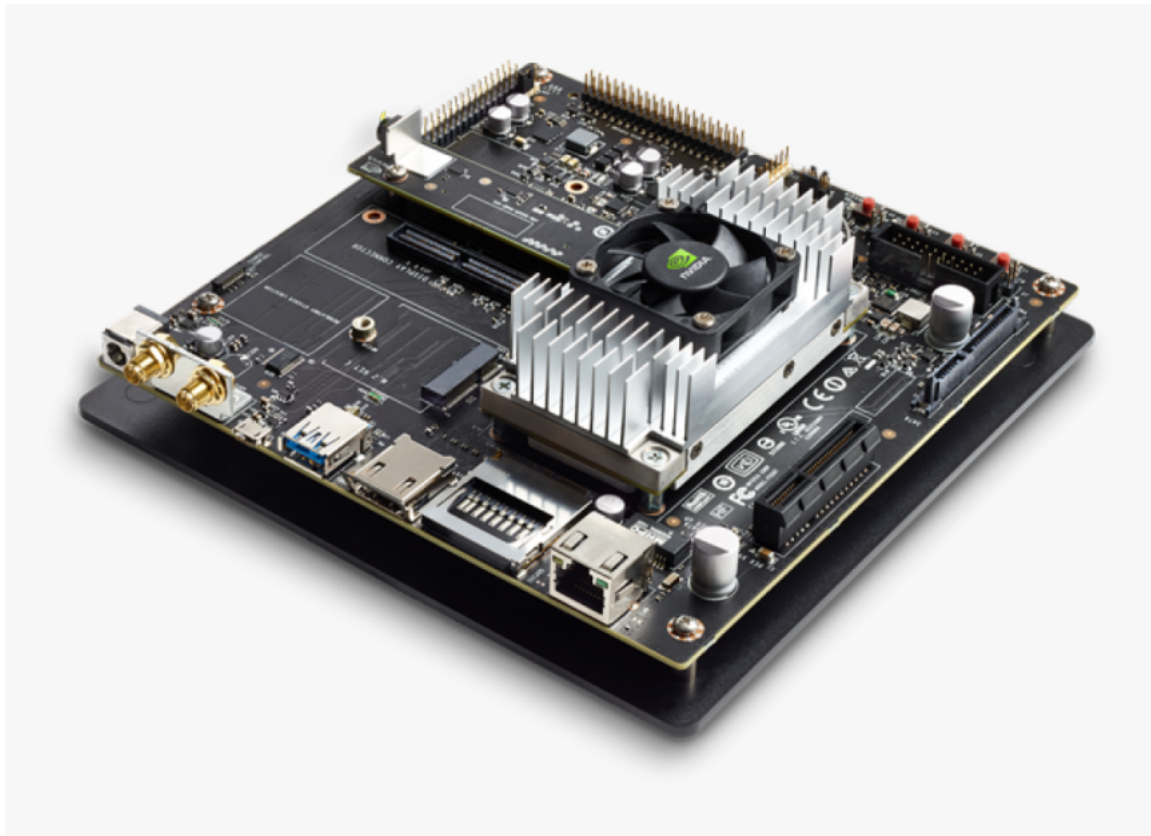


FIGURE II.26 – NVIDIA jetson TX2

Le développement de la plateforme mobile AgriEco Robot a pour objectif d'effectuer des tâches agricoles sous serre de fraisiers d'une manière autonome, précis et sécurisé. Les systèmes développés pour **AgriEco Robot** nécessite l'utilisation de coeur CPU et GPU dans des applications en temps réel, ce qui implique le besoin d'une puissance de calcul considérable. Et pour répondre aux exigences des processus développés et des capteurs embarqués on a choisi NVIDIA Jetson TX2 comme ordinateur embarqué optimale.

Le TX2 intègre un processeur ARMv8 A57 64 bits à quatre coeurs de 2,0 GHz, un processeur ARMv8 Denver superscalaire à deux coeurs de 2,0 GHz et un GPU Pascal intégré. Le GPU intégré permet au GPU de partager la mémoire vive dynamique (DRAM) avec le CPU. Cela permet au GPU et au CPU de fonctionner plus efficacement en consommant peu d'énergie, entre 5 watts à l'efficacité maximale et 15 watts à la performance maximale. Cette efficacité permet un refroidissement minimal et offre un espace supplémentaire. Il dispose également d'un processeur de signal d'image (ISP) de 1400 mégapixels par seconde. Jetpack SDK, est utilisé pour automatiser les installations de base sur Jetson TX2, qui comprend les Board Support Packages, des bibliothèques spécialement pour l'apprentissage et la vision par ordinateur. Les spécifications les plus pertinentes prises en compte sont fournies dans le tableau II.7 bien qu'elles puissent être vues plus en détail sur sa fiche technique.

Chapitre II. Conception et réalisation d'une plateforme robotique mobile -AgriEco Robot-

GPU	NVIDIA Pascal architecture with 256 NVIDIA CUDA cores
CPU	Dual-core Denver 2 64-bit CPU and quad-core ARM A57 complex
La mémoire	8 GB 128-bit LPDDR4
Stockage	32 GB eMMC 5.1
Encodage de la vidéo	2x 4K @ 30 (HEVC)
Décodage de la vidéo	2x 4K @ 30, 12-bit support
Connectivité	Wi-Fi onboard Gigabit Ethernet
USB	3.0 + 2.0

TABLEAU II.7 – Caractéristiques du Jetson TX2.

Notre système est basé sur le cadre polyvalent et largement utilisé ROS, une plateforme logicielle open source orientée vers la robotique, qui rassemble un ensemble de bibliothèques, une large gamme de pilotes de capteurs et un ensemble d'outils permettant une mise en oeuvre modulaire et rapide des applications robotiques.

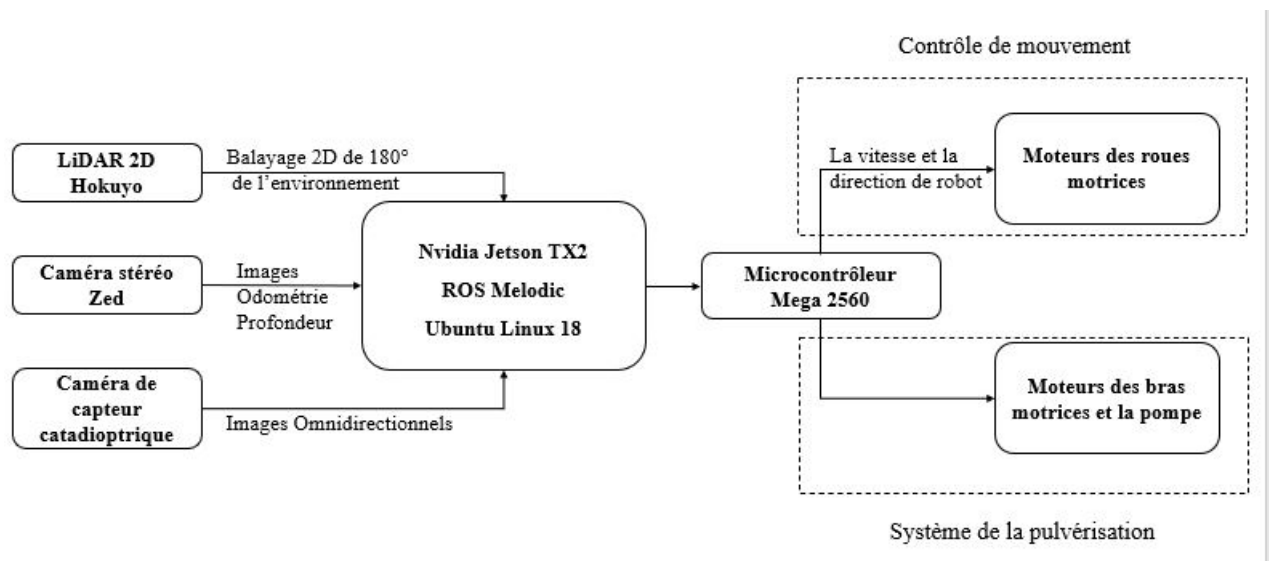


FIGURE II.27 – Architecture générale de La plateforme mobile agricole AgriEco robot

Dans cette section, nous décrivons les packages de ROS utilisés au développement du robot mobile AgriEco Robot développer.

- Le noeud ZED (zed-ros-wrapper) qui diffuse ses données dans un ensemble de sujets donnant accès aux images stéréo, à la carte de profondeur, au nuages de points 3D et à une estimation du suivi 6-DOF de la caméra. Le SDK ZED prend en charge l'intégration de ROS grâce au paquet zed-ros-wrapper. Il utilise la perception de la profondeur pour estimer avec précision la pose de la caméra en 6 DoF ($x, y, z, \text{roll}, \text{pitch}, \text{yaw}$) avec une fréquence allant jusqu'à 100 Hz et donc la pose du système sur lequel elle est montée. La précision du suivi de position des caméras ZED est de (0,01, 0,1, 0,1) en mètres pour les axes x, y et z .
- Le noeud Hokuyo produit des messages contenant les valeurs des balayages laser.

- Le noeud microcontrôleur qui reçoit les commandes des autres processus et contrôle le mouvement du robot et le système de pulvérisation.

6 Conclusion

Le développement des robots autonomes agricoles a le potentiel d'effectuer plusieurs applications agricoles. Le robot agricole peut compenser la pénibilité du travail, l'exposition aux produits dangereux et la protection de l'environnement. Diverses technologies peuvent être incorporées dans une plate-forme robotique agricole qui peut donner des solutions optimales pour les opérations agricoles autonomes. Dans ce chapitre, nous avons décrit la conception et la réalisation de la plateforme robotique mobile AgriEco Robot, qui est dédiée aux applications agricoles sous serre de fraisières. Le développement de cette plateforme ouvre la voie à de nouvelles perspectives pour la robotique agricole, qui a le potentiel d'effectuer plusieurs applications agricoles, elle peut compenser la pénibilité du travail, l'exposition aux produits dangereux et la protection de l'environnement. Nous avons présenté les différents composants de la plateforme, tels que la structure, les systèmes de perception embarqués, le système de pulvérisation et le système de contrôle et de commande. Nous avons montré comment ces technologies peuvent être utilisées pour améliorer les systèmes de production agricole en termes de productivité, de qualité et de durabilité. Dans le chapitre qui suit et afin d'élargir et enrichir le champ de perception visuels de la plateforme robotique AgriEco robot, nous avons procédé au développement d'un nouveau capteur stéréovision omnidirectionnel.

Chapitre III

Développement d'un Système de Stéréovision Omnidirectionnel

1 Introduction

La perception de l'espace qui entoure le robot est cruciale pour effectuer des tâches dans son environnement avec une autonomie plus robuste. Les systèmes de vision omnidirectionnelle fournissent une description riche de l'environnement en augmentant la quantité d'informations visuelles disponibles. Les capteurs catadioptriques, en raison de leurs caractéristiques uniques, sont particulièrement intéressants pour la reconstruction 3D et la navigation. Pour combiner les avantages de la vision omnidirectionnelle et de la stéréovision, nous avons développé un capteur de stéréovision omnidirectionnel composé de deux capteurs catadioptriques.

Le but de ce chapitre est de présenter un état de l'art des systèmes de stéréovision omnidirectionnelle, la conception et la réalisation d'un capteur de stéréovision catadioptrique non SVP (Single view point) basé sur des miroirs sphériques qui fournissent un champ de vision de 360 degrés et donnent une bonne estimation de la profondeur.

2 Les systèmes de vision omnidirectionnelle

Dans cette section, nous aborderons les systèmes de vision omnidirectionnelle. La section **I.3.2** présentera différents types de systèmes permettant d'augmenter le champ de vision. Parmi les systèmes de vision omnidirectionnelle, nous nous intéresserons particulièrement aux caméras catadioptriques qui présentent des caractéristiques particulièrement intéressantes pour la reconstruction 3D et la navigation. Ces caméras sont classées en deux catégories : les caméras centrales et les caméras non centrales.

2.1 Les systèmes de vision catadioptriques

Le capteur catadioptrique (figure III.1) est généralement composé de deux dispositifs : une caméra et un miroir. Ce nom vient de catoptrique qui fait référence à la réflexion de la lumière sur le miroir, et de dioptrique qui fait référence à la réfraction de la lumière dans l'objectif d'une caméra.



FIGURE III.1 – un capteur catadioptrique

Ce capteur permet d'obtenir une vision omnidirectionnelle de tout l'environnement sur 360° . Les rayons lumineux provenant de toutes les directions sont d'abord réfléchis sur le miroir, puis projetés sur le capteur de la caméra. Ce capteur fournit une riche information sur l'environnement dans une acquisition instantanée qui les destine aux applications de robotique mobile.

Le premier capteur de vision omnidirectionnelle a été breveté par Rees en 1970 [82]. Le système est un capteur catadioptrique basé sur un miroir de forme hyperbolique convexe. Après de deux décennies, en 1990 Yagi [83] propose l'utilisation d'une caméra observant un miroir conique dans une application de robotique mobile. Les systèmes catadioptriques ont piqués l'intérêt de la communauté scientifique grâce aux travaux de recherches de Nayar et Baker [48, 49] qui ont introduit la théorie géométrique de ce type de capteur dans la communauté de la vision par ordinateur, qui a donné un coup d'accélération aux travaux de recherche dans ce domaine.

Dans la conception des systèmes de vision, la gestion d'un seul point de vue effectif est une caractéristique fondamentale, regroupent toutes les rayons lumineux convergent vers un seul point (centre de projection). La vérification de cette contrainte, permet la reconstruction d'images perspectives géométriquement correctes. C'est par exemple le cas pour le modèle sténopé d'une caméra perspective sans distorsion (voir figure 2.3). Cette contrainte est également respectée par différents types de caméras omnidirectionnelles démontrées dans [48, 82] qui sont spécifiquement conçues pour faire converger les rayons lumineux entrant dans la lentille et qui se croisent en un seul point.

La théorie du point de vue unique (PVU) développée par Nayar et Baker sert de base à la création d'images à partir d'un capteur catadioptrique central [48]. Dans cette étude, la contrainte du PVU est exprimée en utilisant les lois de la réflexion sur un miroir ponctuel.

Les capteurs catadioptriques peuvent être scindés en deux catégories : des systèmes centraux ceux à projection centrale vérifiant la contrainte du point de vue unique et non-centraux, ceux à projection non-centrale. Les dispositifs catadioptriques centraux regroupent plusieurs types de miroirs coniques, sphériques et hyperboliques.

— Miroir conique

Le point de vue unique pour les miroirs coniques se positionnent sur le sommet du cône, ce que signifie pour satisfaire la contrainte de PVU, le centre optique de la caméra doit être placé à l'extrémité du cône, ce qui est impossible à réaliser.

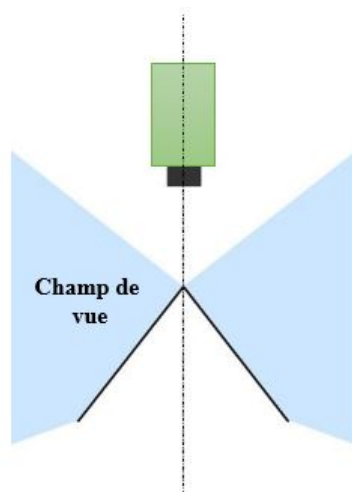


FIGURE III.2 – Miroir conique.

Ce type de miroir a cependant été utilisé dans de nombreux systèmes de perception car la contrainte du point de vue unique n'est pas toujours nécessaire pour certaines applications comme la navigation autonome [84, 85].

— Miroir sphérique

Pour la mémoire sphérique le point de vue unique et le centre optique sont confondus au centre de la sphère. Dans cette configuration et dans ce cas, la caméra n'acquerra que sa propre image.

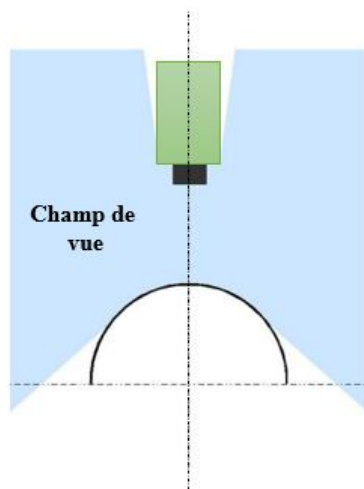


FIGURE III.3 – Miroir sphérique.

Cependant, certaines personnes surmontent cette limitation et utilisent un miroir sphérique pour observer une scène sous tous les angles.

— Miroir hyperbolique

Les miroirs hyperboliques respectent la contrainte du point de vue unique qui nécessite donc de faire coïncider le centre optique de la caméra avec le second foyer de l'hyperbole, et de superposer l'axe optique de la caméra et l'axe de révolution du miroir. Elles sont entre les types les plus difficiles à concevoir.

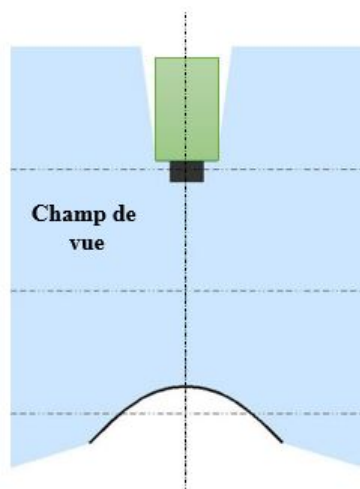


FIGURE III.4 – Miroir hyperbolique.

Ce type de miroir a été utilisé pour la première fois par Rees [82] et a ensuite été utilisé dans de nombreuses applications comme la navigation [86, 87].

2.2 Les systèmes de stéréovision omnidirectionnel

La stéréovision est l'une des techniques les plus utilisées pour obtenir des informations 3D à partir d'une scène. Elle est typiquement réalisée sur une seule plateforme par un assemblage rigide de deux caméras dont les champs de vision se chevauchent. De manière analogue, la stéréovision omnidirectionnelle peut être formée de deux capteurs catadioptriques montés horizontalement ou verticalement [88] [89].

Les premiers travaux sur les capteurs catadioptriques ont rapidement permis d'étendre le concept de stéréovision à la vision omnidirectionnelle. En 1989, Nayar avait présenté un système de stéréovision omnidirectionnelle catadioptrique «SPHEREO» [90], composé de deux miroirs sphériques et une seule caméra, permettant d'estimer la profondeur dans une scène 3D. Depuis, dans la littérature, différentes configurations de capteurs catadioptriques avec différents types et configurations de miroirs ont été proposées et étudiées.

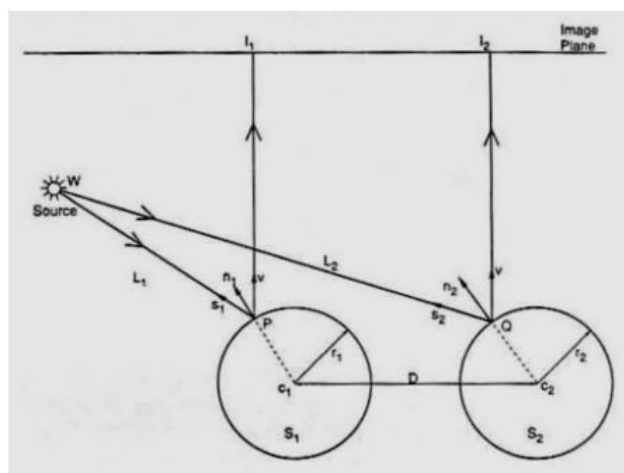


FIGURE III.5 – Système de stéréovision omnidirectionnel SPHEREO

Dans leur article [91], les auteurs proposent un système stéréoscopique omnidirectionnel composé de deux caméras et de deux miroirs hyperboliques configurés horizontalement et embarqué dans un robot mobile. De même, Kim Et al. ont proposé dans [89] un système de stéréovision omnidirectionnel catadioptrique monté horizontalement, utilisé pour implémenter des algorithmes de SLAM pour un robot mobile.

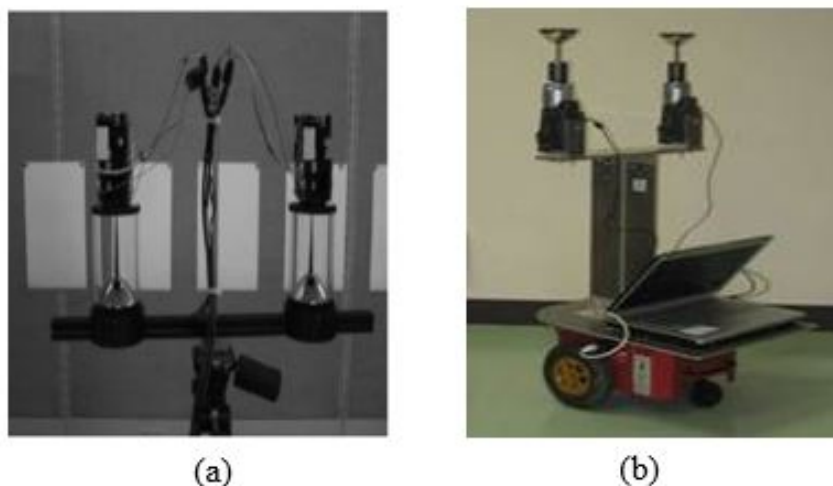


FIGURE III.6 – Système de stéréovision omnidirectionnel configuré horizontalement

La configuration horizontale n'est pas privilégiée en littérature vu les inconvénients qu'elle présente. La configuration stéréoscopique verticale omnidirectionnelle a été plus utilisée dans de nombreux travaux. Gluckman et al. ont proposé un système stéréoscopique catadioptrique qui utilise deux caméras catadioptriques coaxiales alignées verticalement (avec des miroirs paraboliques) pour générer des cartes de profondeur panoramiques en temps réel. Dans [92] Boutteau et al. ont proposé une reconstruction dense d'une scène basée sur des caméras stéréoscopiques catadioptriques avec des miroirs hyperboliques. Un système similaire, Spacek et al. ont utilisé dans [93] un capteur stéréo omnidirectionnel

constitué de deux miroirs coniques pour application en robotique mobile.

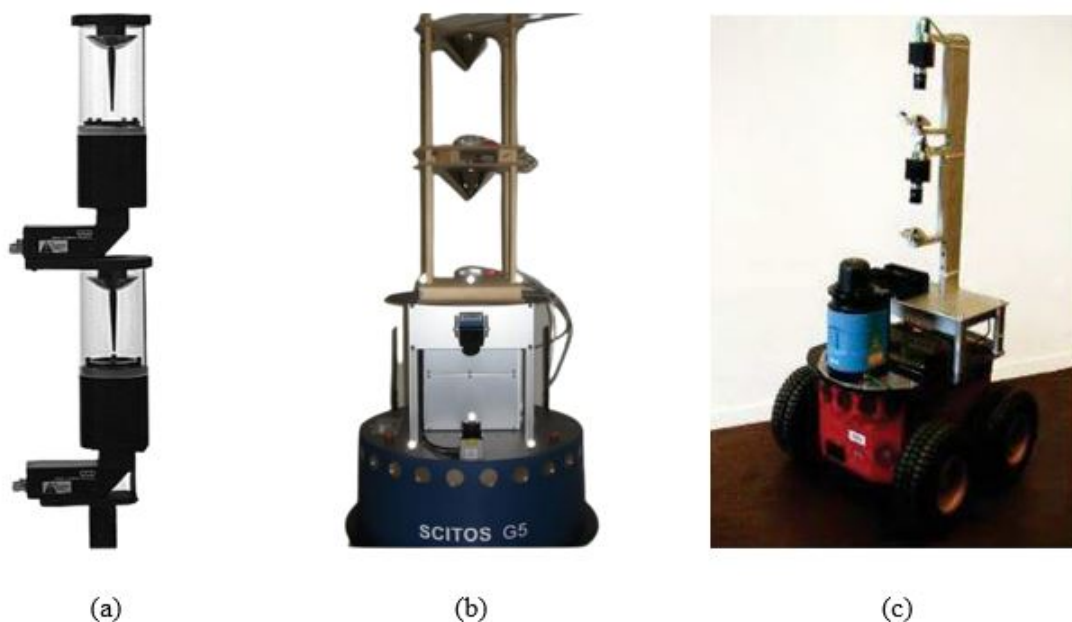


FIGURE III.7 – Système de stéréovision omnidirectionnel configuré verticalement

Drocourt et al. [94] proposent une approche de stéréovision monoculaire pour la stéréovision catadioptrique pour la localisation de robots mobiles. En utilisant une seule caméra et de nombreux miroirs, Mouaddib et al. [95] ont présenté une autre solution de stéréovision.

La perception 3D des capteurs stéréoscopiques omnidirectionnel lui permet d'être un choix adéquat pour plusieurs applications ...

La stéréovision omnidirectionnelle catadioptrique représente une technique importante d'acquisition 3D en temps réel, une solution pratique et peu coûteuse répond aux exigences des applications dans la robotique. Dans ce projet, on s'est intéressé de réaliser un robot mobile pour des applications agricoles sous serre. Ce robot est équipé d'un capteur catadioptrique qui lui offre un large champ de vision, une projection d'une scène 3D sur un plan 2D. Afin de bien profiter des avantages de perception 3D, nous avons procédé au développement d'un nouveau capteur omnidirectionnel stéréo, qui sera utilisé à la fois, pour la pulvérisation localisée, la navigation autonome et la détection des obstacles. Dans la partie suivante, nous proposons le développement d'un nouveau capteur stéréo vision omnidirectionnel.

3 Développement d'un nouveau capteur de stéréo-vision omnidirectionnel

Dans cette section, nous décrivons la conception et la réalisation du système de stéréovision omnidirectionnel proposé. Le principal objectif de ce système est de fournir à notre robot mobile agricole AgriEco des informations de profondeur pour qu'il puisse interagir avec son environnement, telles que la navigation, l'asservissement du bras, la détection d'obstacles, etc. Pour atteindre cet objectif,

nous avons choisi une conception matérielle qui combine deux miroirs sphériques et deux caméras en perspective dans une disposition verticale face à face, tout en respectant la restriction du point de vue unique. En outre, un système d'étalonnage automatique et indépendant a été conçu et proposé pour garantir la précision des informations de profondeur.

3.1 Conception et réalisation d'un capteur stéréovision omnidirectionnel

La Figure III.8 présente la conception 3D du système proposé à l'aide du logiciel conception assistée par ordinateur (CAO) FUSION 3D AUTODESK qui donne de bonnes performances sur la modélisation 3D.

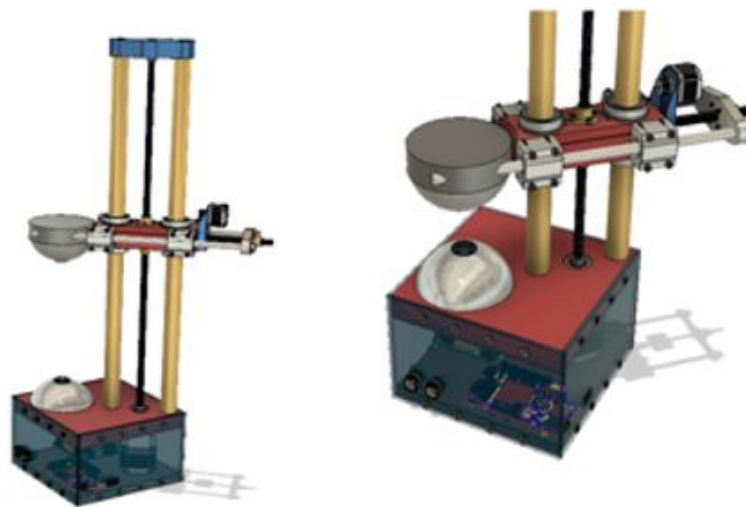


FIGURE III.8 – Conception 3D de capteur stéréo omnidirectionnel.

Il est composé de deux miroirs sphériques avec un rayon de 8cm (le système prend en charge plusieurs rayons), de deux caméras CCD de haute résolution Le tableau IV.1 représente les paramètres principaux des caméras utilisées et de deux axes motorisés. Les dimensions du système sont indiquées dans la figure III.9.

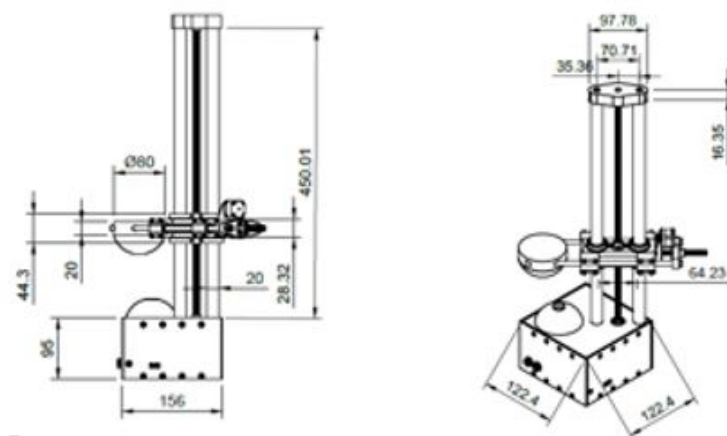


FIGURE III.9 – Dimensions du capteur stéréo omnidirectionnel.

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
Capteur	CMOS, OV9712	Résolution	1080 × 720
Taille CCD	23.0 × 15.5mm	Dimensions	38 × 38mm
Taille de pixel	0.0054mm	Distance focale	3.6mm
Champ de vue	30 – 80°	Fréquence	30 fps

TABLEAU III.1 – caractéristiques techniques du caméra CCD utilisée.

La partie électronique du système développé est composée de deux moteurs pas à pas de 12v et 5A, d'une carte de puissance et de l'unité de contrôle. Les figures III.10 et III.11 présentent une vue 3D du circuit de notre système et le circuit électronique du système de vision développé respectivement.

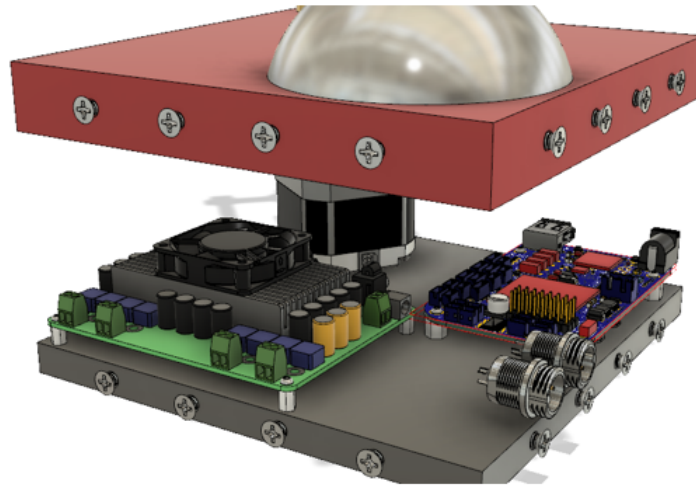


FIGURE III.10 – Vue 3D du circuit électronique.

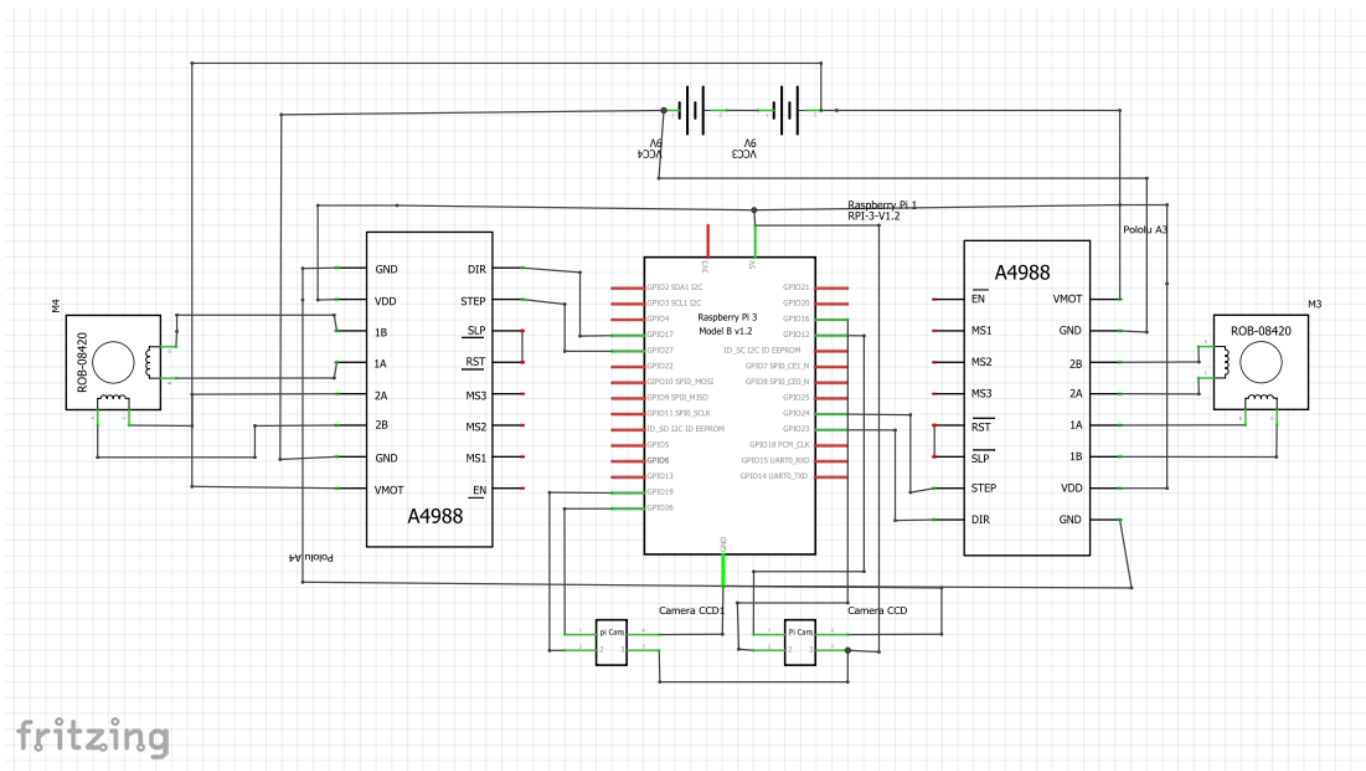


FIGURE III.11 – Circuit électronique du capteur stéréovision omnidirectionnel.

La figure III.12 illustre les différentes étapes d'assemblage du premier prototype de capteur stéréo omnidirectionnel.

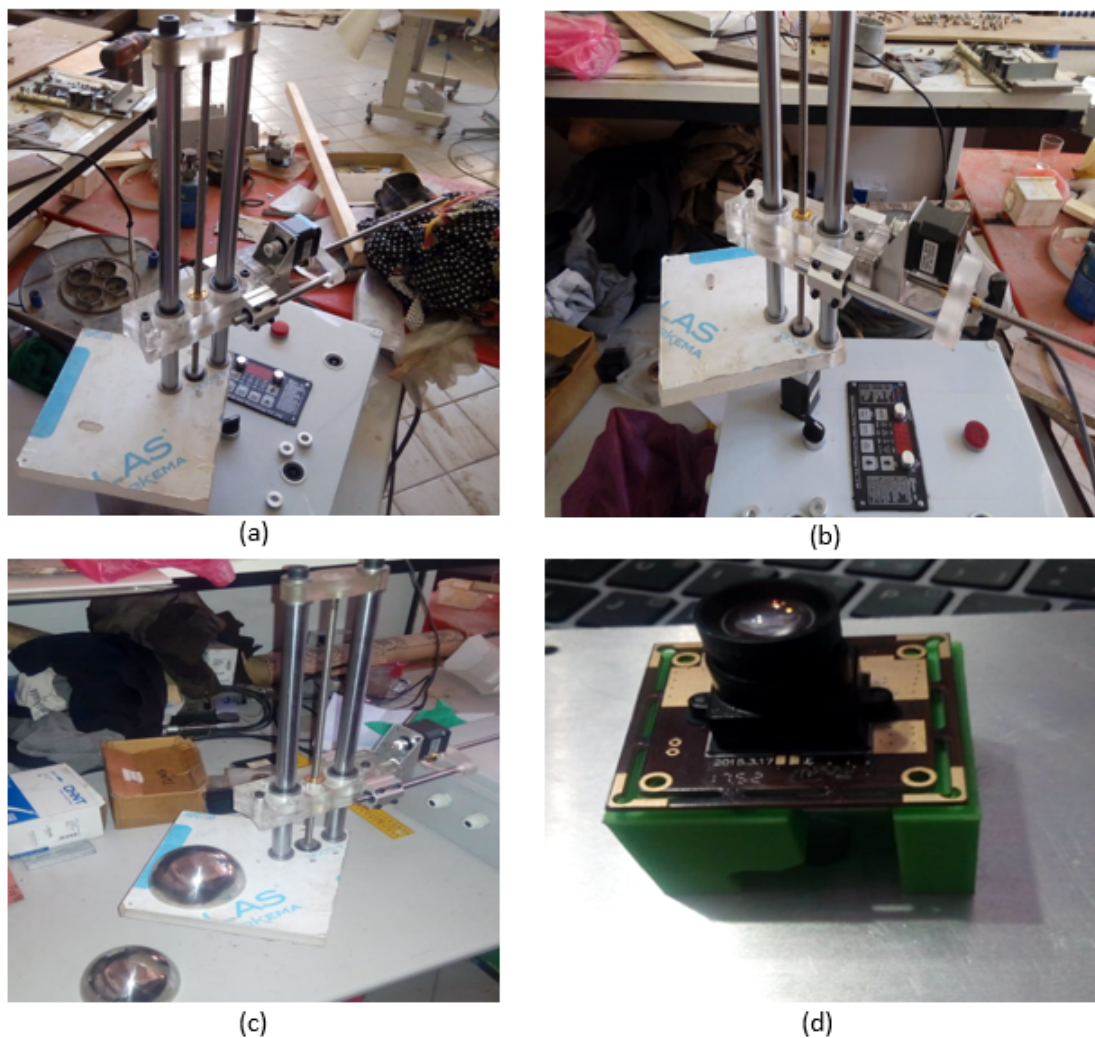


FIGURE III.12 – Différentes étapes de réalisation du capteur stéréo omnidirectionnel. (a), (b) Réalisation de l'axe vertical du système. (c) Réalisation et montage du miroir sphérique. (d) Caméra CCD sur support imprimé en 3D par du PLA biodégradable.

La Figure III.13 représente l'ensemble du système stéréo vision omnidirectionnel. Il est composé de deux capteurs catadioptriques motorisés qui sont montés verticalement. La ligne de Baseline minimale peut être varié en fonction de l'environnement à reconstruire.

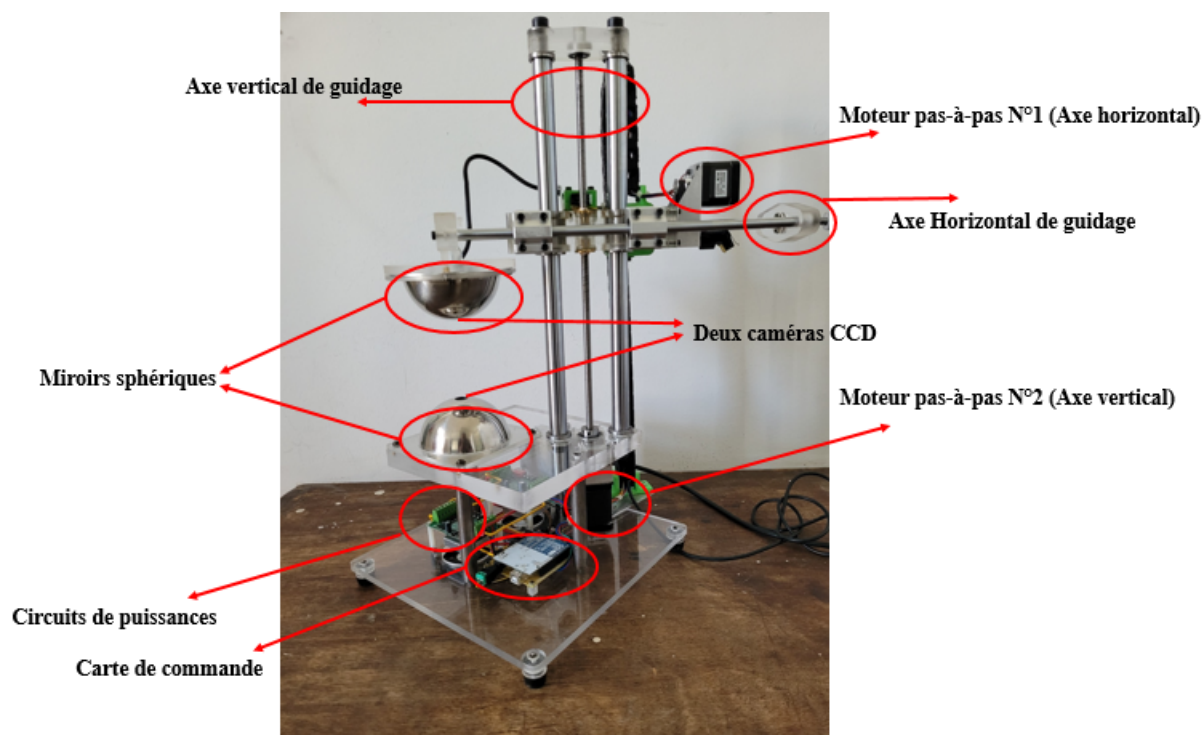


FIGURE III.13 – Le capteur catadioptrique de stéréovision omnidirectionnel.

3.2 Étalonnage du capteur

Le système proposé combinant matériel et logiciel est construit avec un auto-calibrage du capteur catadioptrique permet d'atteindre la condition SVP. Pour l'objectif de configuration désiré, nous avons développé un système composé d'un support à double axe vertical et horizontal permettant au dispositif miroir-caméra de se déplacer dans un plan avec une précision moins de 0.5mm à l'aide de deux moteurs pas à pas de 12v et 5A. Un microcontrôleur est utilisé pour gérer le déplacement du moteur permettant l'alignement des axes optiques des caméra CCD avec le centre des miroirs sphériques, ainsi que le moteur et qui fait varier la ligne de base (la distance entre les deux miroirs) selon le besoin. Le processus d'étalonnage est illustré dans les figures III.14 et III.15.

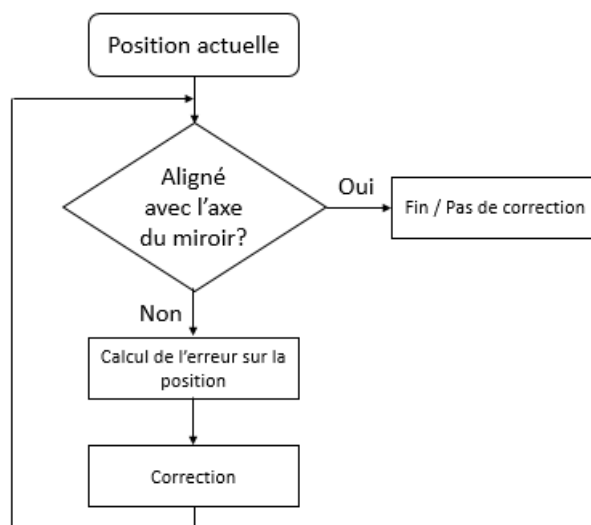


FIGURE III.14 – Organigramme d'alignement de système stéréovision omnidirectionnel .

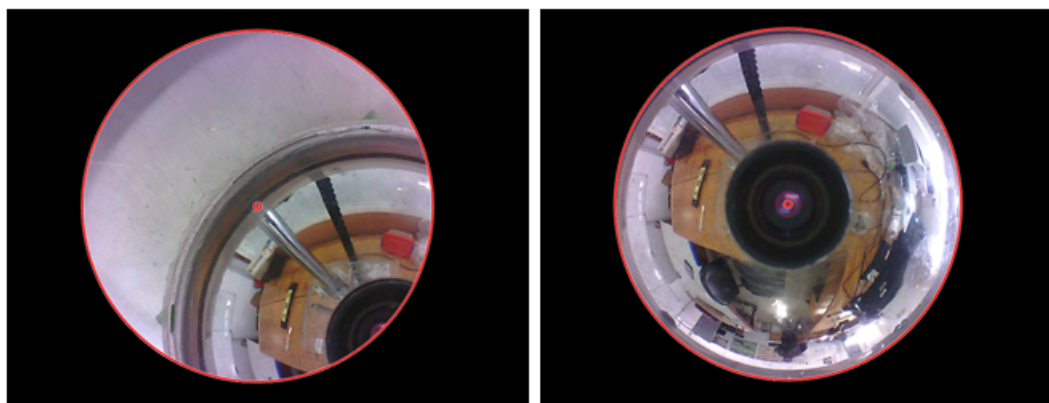


FIGURE III.15 – Procédure d'alignement automatique basée sur le traitement d'images (a) Caméra non alignée (b) Caméra correctement alignée.

3.3 Applications : Estimation de profondeur pour la détection d'obstacles sous serre

Estimation de la profondeur

La profondeur d'un point dans l'espace 3D peut être calculée en utilisant la méthode de triangulation passive qui utilise les coordonnées des pixels correspondants dans les deux images stéréoscopiques. Cette méthode consiste à utiliser la distance relative entre les deux caméras et les coordonnées des pixels correspondants sur les deux images pour déterminer la distance d'un point 3D par rapport aux caméras. En termes simples, un point 3D est relié à deux pixels appariés distincts, chacun se trouvant sur une image d'un couple d'images stéréo.

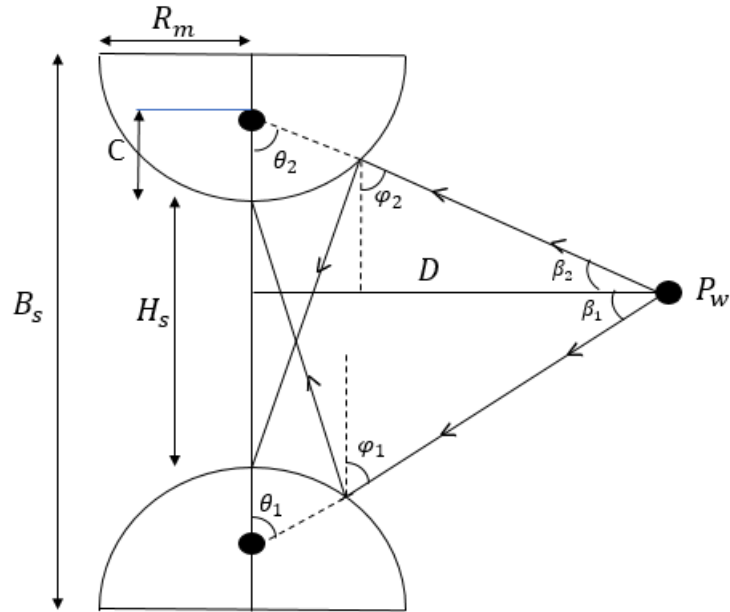


FIGURE III.16 – Modélisation conique axiale pour un système stéréo à miroirs sphériques. .

Soit B_s comme la ligne de base et D représente la distance entre un point du monde 3D P_w et l'axe optique du système. Deux rayons entrants au miroir à la réflexion de P_w aux angles φ_1 et φ_2 . Après réflexion, les deux rayons couperont l'axe optique du système en un point hypothétique à l'intérieur des deux miroirs, à une distance C du sommet du miroir.

Considérant $\beta_i(1, 2)$ angle d'observation des points de réflexion par rapport au point spatial P_w , $\theta_i(1, 2, 3)$ la disparité verticale et $\varphi_i(1, 2)$ l'angle verticale. Nous avons la profondeur D dérivée de la triangulation géométrique donnée par l'équation III.1 :

$$D = \frac{(H_s + R_m)(\tan \theta_1 \tan \theta_2)}{\tan \theta_1 + \tan \theta_2} \quad (\text{III.1})$$

avec :

$$\lambda = B_s - R_m \quad (\text{III.2})$$

L'équation III.1 peut être écrite comme suit :

$$D = \lambda \times \frac{\tan \theta_1 \tan \theta_2}{\tan \theta_1 + \tan \theta_2} \quad (\text{III.3})$$

La détection d'obstacles sous serre

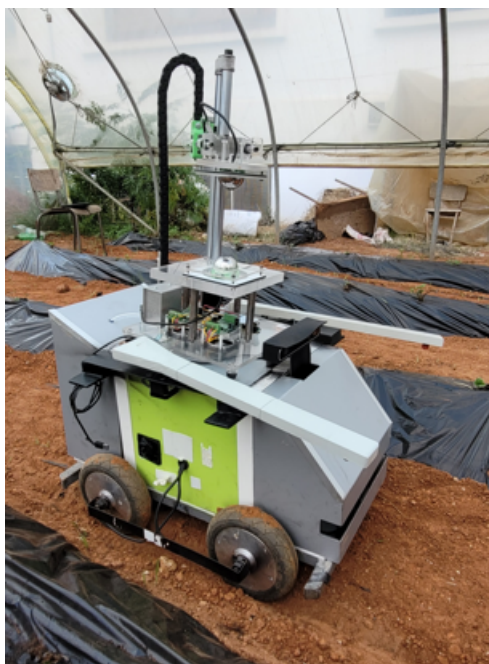


FIGURE III.17 – Système stéréovision omnidirectionnel embarqué sur le **AgriEco Robot**.

Afin de déterminer l'efficacité et les performances du système développé, nous proposons dans cette section d'utiliser le capteur stéréovision omnidirectionnel pour la détection des obstacles sous serre de fraisiers. Le capteur développé est illustré à la figure III.17 monté sur le robot agricole mobile **AgriEco Robot** à l'intérieur d'une serre expérimentale.

Dans la figure III.18.a on peut voir le robot avec des obstacles sur sa trajectoire. Grâce à son champ de vision de 360 degrés, le système développé peut détecter les obstacles dans différentes directions et positions, statiques et dynamiques, en temps réel. La profondeur est calculée à l'aide de deux prises de vue de la même scène (Figures III.18.b et III.18.c) par l'équation III.3. Le tableau présente les résultats de l'estimation de la profondeur de différents obstacles à des distances de 1m, 1.2m et 1.4m du robot.

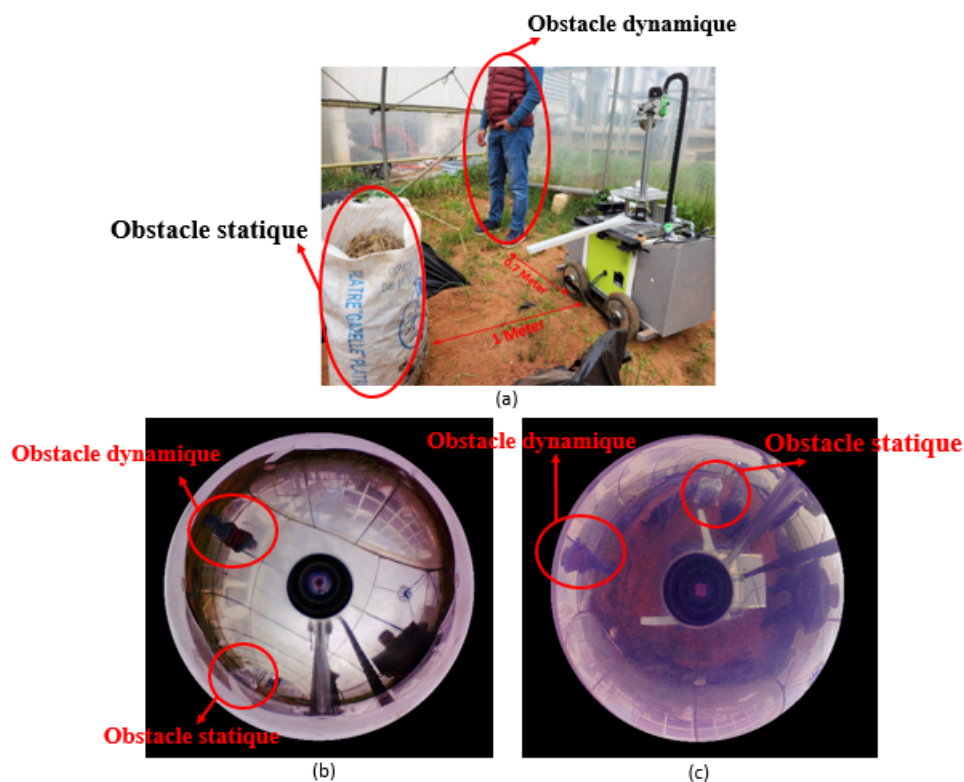


FIGURE III.18 – Système stéréovision omnidirectionnel embarqué sur le AgriEco Robot.

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

TABLEAU III.2 – Estimation de la profondeur.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'état de l'art des systèmes de vision omnidirectionnelle catadioptriques, des systèmes de stéréovision omnidirectionnelle leurs différents types et configurations. Nous avons décrit le développement d'un capteur de stéréovision omnidirectionnelle pour la plateforme robotique mobile AgriEco Robot. Ce capteur permet une perception de profondeur en 360 degrés de l'environnement du robot et possède une procédure d'étalonnage automatique. Nous avons montré comment ces technologies peuvent être utilisées pour améliorer les systèmes de perception embarqués utilisés pour la navigation autonome des robots mobiles agricoles, ainsi que les stratégies de navigation associées. Ainsi que, comment les systèmes de vision omnidirectionnelle peuvent être utilisés pour augmenter les capacités de perception des robots agricoles autonomes, offrant ainsi de nouvelles opportunités pour l'agriculture moderne.

Chapitre IV

Développement de nouvelles stratégies de navigation autonome

1 Introduction

L'axe de recherche en développement des robots mobiles autonomes à usage agricole est essentiel en raison des tâches fastidieuses, monotones et très épuisantes des agriculteurs. L'utilisation des robots mobiles dans les exploitations agricoles peut permettre de diminuer les coûts de production et de réduire le travail manuel. La navigation autonome est un élément indispensable pour les robots afin d'accomplir leurs tâches, qui nécessitent l'acquisition des informations sur l'environnement en temps réel. Cependant, les environnements agricoles étant très changeable et les situations affrontées par le robot durant la navigation sont différentes. Il n'est donc pas facile de concevoir un système capable de diriger des robots mobiles de manière robuste dans toutes les conditions.

La pulvérisation de pesticides est l'un des processus agricoles les plus importants, car elle joue un rôle crucial dans l'augmentation de la productivité agricole. Les méthodes conventionnelles de pulvérisation dans les serres de fraises font généralement appel à des produits chimiques dangereux qui sont appliqués systématiquement par un opérateur muni d'un pulvérisateur manuel. Malgré l'utilisation d'équipements de protection contre les pesticides (combinaison de protection, masque à gaz, etc.), les agriculteurs sont toujours exposés à des produits chimiques toxiques et dangereux qui peuvent causer des problèmes de santé. En outre, une pulvérisation inadaptée peut infecter les plantes et le sol, ce qui peut entraîner des effets secondaires néfastes pour le consommateur final. Pour cette raison, la robotique agricole est devenue d'un intérêt majeur pour les chercheurs afin de réduire l'intervention des agriculteurs dans des situations à risque tout en protégeant l'environnement et les consommateurs finaux.

D'autre part, une navigation autonome robuste et efficace pour les robots mobiles opérant dans des scénarios agricoles prend de plus en plus d'importance dans la recherche robotique actuelle. Ainsi, la navigation autonome tout au long des rangs dans des environnements semi-dynamiques afin d'effectuer des opérations agricoles peut aujourd'hui être réalisée en utilisant différents systèmes de perception.

Dans ce chapitre nous proposons deux nouvelles stratégies pour la navigation autonome du robot développé **AgriEco Robot** entre les rangs de culture sous serre. La première est basée sur le capteur LiDAR 2D et la deuxième est basée sur un modèle de transformation Top-view d'une caméra dans le robot.

2 Stratégie 1 : Développement d'un système de navigation autonome basée sur un LiDAR 2D embarqué dans le robot agricole AgriEco Robot

La navigation autonome est un élément essentiel pour les robots mobiles qui fonctionnent de manière autonome dans les environnements agricoles. L'utilisation de capteur télémétrique LiDAR 2D pour la navigation a donné lieu à un grand nombre de contributions à la recherche, ce qui en fait l'un des systèmes de capteurs les plus couramment utilisés dans les plateformes robotiques. Ils ont l'avantage de fournir des mesures de distance directes, d'être moins sensibles aux variables environnementales et d'avoir une plus grande portée que les autres capteurs. En outre, les récentes réductions de coût ont accru l'intérêt pour cette technologie. Pour ces raisons, ils sont couramment utilisés pour la navigation locale entre des zones culturelles, ce qui implique de déterminer l'emplacement relatif du robot à travers les zones culturelles et de guider les directions pour éviter les collisions [?]. Barawid et al. [96] ont utilisé un LiDAR 2D pour développer un système de guidage en temps réel pour conduire un véhicule autonome dans un verger, en utilisant à nouveau la transformée de Hough pour extraire les rangs de plantes afin de guider le véhicule. Dans [68], Hiremath et al. proposent un modèle de navigation de robot autonome dans un champ de maïs en utilisant un LiDAR 2D et un algorithme de filtrage particulier. Il estime l'état du robot par rapport à son environnement, tel que le cap et la déviation latérale du robot.

Dans ce qui suit, nous détaillons la méthode de navigation autonome développée pour le robot mobile agricole **AgriEco Robot**[97]. La méthode proposée permet un guidage précis du robot entre les rangs de fraises tout en pulvérisant automatiquement des pesticides, ainsi que la détection de la fin et le passage aux rangs suivants. Le système de contrôle principal a été développé à l'aide du système d'exploitation ROS basé sur le capteur LiDAR 2D. Les données acquises des nuages de points 2D sont traitées pour estimer le cap du robot et son décalage latéral par rapport aux rangs de cultures. Un contrôleur de mouvement est incorporé pour assurer la méthode de navigation autonome développée. Les performances en termes de précision de la navigation autonome ont été évaluées dans des conditions réelles dans des serres de fraises.

2.1 La méthode de navigation autonome

La plateforme **AgriEco Robot** doit être capable de naviguer à travers les rangs de cultures dans la serre agricole pour effectuer des tâches telles que la pulvérisation automatique de pesticides. Dans ce but, nous avons développé une méthode de navigation, basée sur le capteur LiDAR 2D, permettant au robot de naviguer de manière autonome à travers les rangs de cultures à l'intérieur d'une serre de fraises. Puis, après avoir réussi à naviguer entre les rangs et détecter leur fin, le robot se charge de manière autonome d'atteindre les rangs de culture suivants et poursuit la navigation entre eux tout en reprenant le processus de pulvérisation. Le logiciel de contrôle est basé sur ROS, qui fonctionne sur le processeur haute performance NVIDIA Jetson Tx2. Comme nous l'expliquerons plus tard, la méthode de navigation autonome proposée est divisée en deux parties principales : la navigation autonome entre et à l'extérieur des rangs de cultures.

2.2 La navigation autonome entre les rangs de cultures

La méthode de navigation est basée sur le LiDAR 2D qui utilise des scans de portée 2D pour se déplacer de manière autonome entre les rangs de fraises en profitant de la disposition en rangs des cultures. Le robot se déplace et contrôle sa trajectoire entre les rangs de cultures en se basant sur son cap et son décalage latéral estimés jusqu'à la détection de la fin de la rangée. Pour une telle tâche, le LiDAR fait un balayage de son environnement dans un plan parallèle au sol et utilise les mesures pour déterminer la localisation du robot par rapport aux rangs. Cette procédure permet de détecter si le robot navigue correctement (c'est-à-dire qu'il est positionné au centre de l'espace entre les rangs de cultures et qu'il avance), ou s'il dévie vers la gauche ou la droite par rapport aux rangs de cultures, comme le montre la figure IV.1.

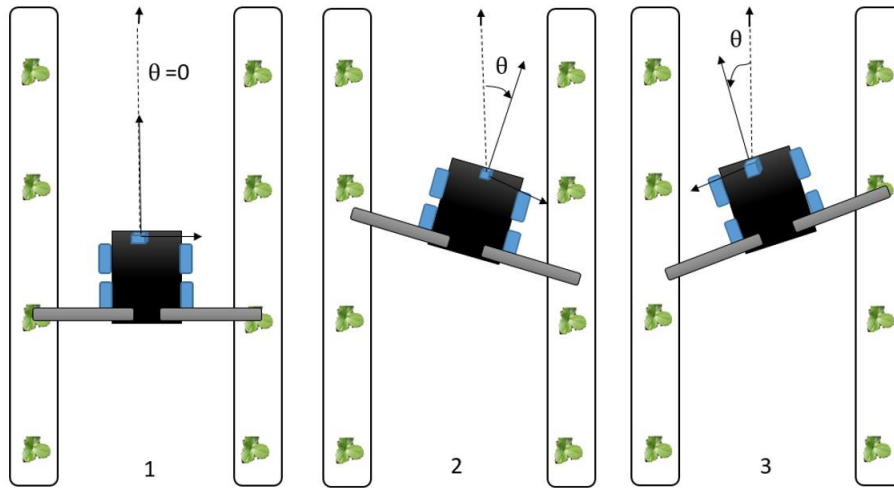


FIGURE IV.1 – 1- La navigation droite du robot. 2- La déviation à droite du robot. 3- Déviation à gauche du robot.

La déviation est liée à deux paramètres : le décalage latéral du robot par rapport au centre des rangs et l'angle de déviation du robot par rapport au centre des rangs. Dans chaque situation, le contrôleur de mouvement génère une décision pour le robot mobile, pour corriger sa trajectoire ou pour avancer tout droit dans le cas où le robot est bien positionné entre les rangs.

La figure IV.2 montre le schéma du système de navigation où R et L représentent les distances aux rangs détectées par le scanner laser à un angle de 0 et 180, respectivement. La largeur du robot est représentée par W et C est la moitié de la longueur du robot. De leur côté, C_r et C_l sont les distances perpendiculaires entre le scanner laser (positionné au centre du robot) et les rangs de droite et de gauche, respectivement. Dans le cas où le robot dévie vers la gauche, C_l est extrait des données du scanner laser et C_r est calculé comme suit :

$$f = \frac{C_l + C_r}{2} - C_r - C \sin \theta \quad (\text{IV.1})$$

avec :

$$\theta = \arccos \frac{C_r}{R} \quad (\text{IV.2})$$

et

$$C_l = L \cos \theta \quad (\text{IV.3})$$

De même, si le robot dévie vers la droite, C_r est extrait des données du scanner laser et C_l est calculé.

Les angles de déviation θ du robot vers la droite et la gauche entre les rangs de culture sont représentés par θ . Enfin, f désigne le déplacement du centre du robot par rapport au point central entre les rangs.

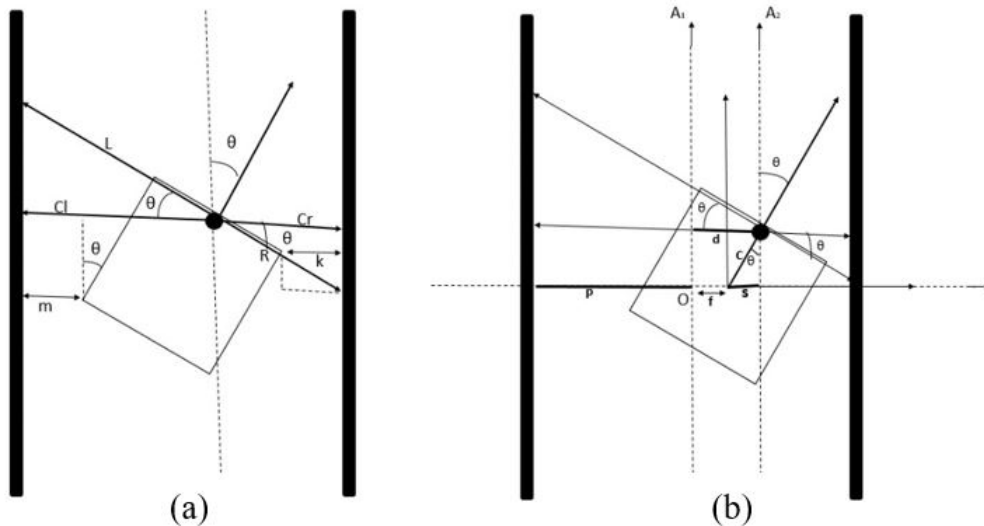


FIGURE IV.2 – Schéma de la navigation autonome.

En outre, d'autres facteurs cruciaux doivent être estimés pendant la navigation du robot mobile, comme la position précise des limites du robot par rapport aux rangs de cultures, afin de garantir la sécurité de l'opération. Comme le montre la figure 7a, ces facteurs ont été représentés par les paramètres suivants : k désigne l'angle de distance du robot par rapport à la rangée de droite, tandis que m est son analogue par rapport à la rangée de culture de gauche. L'estimation correcte de ces paramètres permet au robot de naviguer en toute sécurité sans heurter les cultures, et ils sont calculés au moyen de ces équations en fonction du type de déviation que subit le robot :

Déviation à gauche :

$$k = \left(R - \frac{W}{2}\right) \cos \theta \quad (\text{IV.4})$$

$$m = C_r - L \sin \theta \quad (\text{IV.5})$$

Déviaton à droite :

$$k = \left(L - \frac{W}{2}\right) \cos \theta \quad (\text{IV.6})$$

$$m = C_l - L \sin \theta \quad (\text{IV.7})$$

Une fois que nous avons détecté la position du robot entre les rangs de cultures, le contrôleur de mouvement de navigation fournit les valeurs de vitesse et de direction nécessaires. Pour maintenir la trajectoire correcte du robot entre les rangs, nous suivons le schéma illustré à la figure IV.3, qui décrit les corrections de mouvement que le robot applique lorsqu'il s'écarte du milieu des cultures (c'est-à-dire de la position de référence). Ainsi, l'entrée de la commande de mouvement est composée des décalages latéraux et de cap du robot. Ensuite, le système de contrôle produit trois actions de contrôle différentes : i) une correction angulaire vers la gauche en agissant sur les deux moteurs de droite, ii) une correction angulaire vers la droite en agissant sur les moteurs de gauche, iii) et une vitesse linéaire en agissant sur les quatre moteurs à la même vitesse.

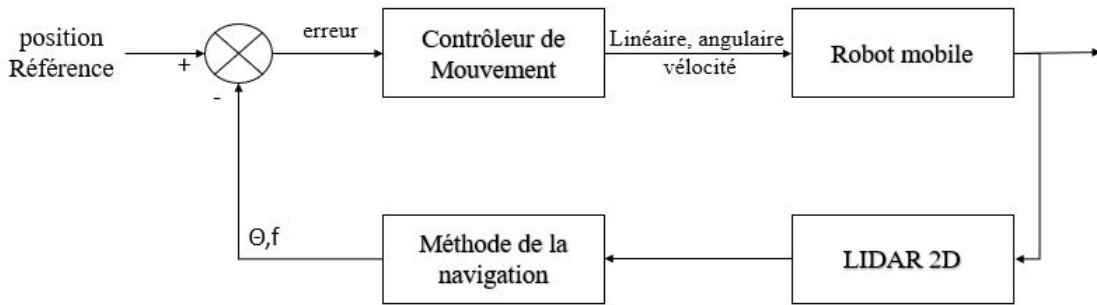


FIGURE IV.3 – Schéma de contrôle AgriEco Robot".

Enfin, afin d'augmenter la sécurité du robot en cas d'urgence et de perte de contrôle des actionneurs, le robot s'arrête de naviguer s'il n'a pas reçu de nouvelles commandes toutes les 0,5s.

2.3 Détection de la fin et changement des rangs de culture

Une fois que le robot a navigué en toute sécurité entre les rangs de fraises, lorsqu'il atteint la fin des rangs, le robot doit gérer sa transition vers la rangée suivante, ce qui est effectué comme suit : La première étape consiste à détecter la fin de la rangée actuelle à l'aide du LiDAR situé à l'avant du robot, ce qui est facilement réalisable en inspectant les relevés laser. Ensuite, nous utilisons le système d'odométrie fourni par la caméra ZED pour obtenir une estimation de la distance totale parcourue

depuis le début des rangs et la comparer à leur longueur réelle afin de s'assurer que le robot a atteint la fin des rangs. Ensuite, pour entrer dans la suivante, le robot effectue une séquence d'un mouvement en arc de cercle suivi d'une action en arrière et d'un nouveau mouvement final en arc de cercle, comme le montre la figure IV.4.

Une fois que le robot est placé au début de la nouvelle rangée de culture, le système odométrique est réinitialisé pour commencer à calculer la distance parcourue pour la nouvelle rangée, et le robot continue à naviguer et à pulvériser des pesticides jusqu'à ce que tous les rangs soient terminés.

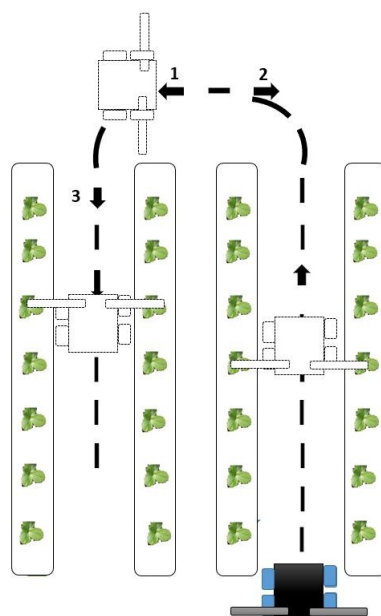


FIGURE IV.4 – La trajectoire du "AgriEco Robot" entre les rangs.

Enfin, le système de pulvérisation de pesticides fonctionne automatiquement et simultanément avec la navigation autonome, le robot suit une stratégie de type stop-and-go. Ainsi, le robot se déplace sur une distance spécifique en fonction de la distance réelle entre les plantes successives (connue à l'avance), puis s'arrête et pulvérise les plantes situées de part et d'autre du robot. Ensuite, il reprend sa navigation et répète ce processus jusqu'à la fin des rangs. Le robot 2D LiDAR-navigation peut rencontrer certaines difficultés, telles que la défaillance du capteur LiDAR. Pour cette raison, afin d'améliorer la robustesse et l'efficacité de notre processus, nous avons incorporé un système de vérification basé sur Zed qui fournit l'angle d'orientation du robot comme système auxiliaire pendant la navigation du robot.

2.4 Expérimentation et discussion des résultats

Environnement des expérimentations

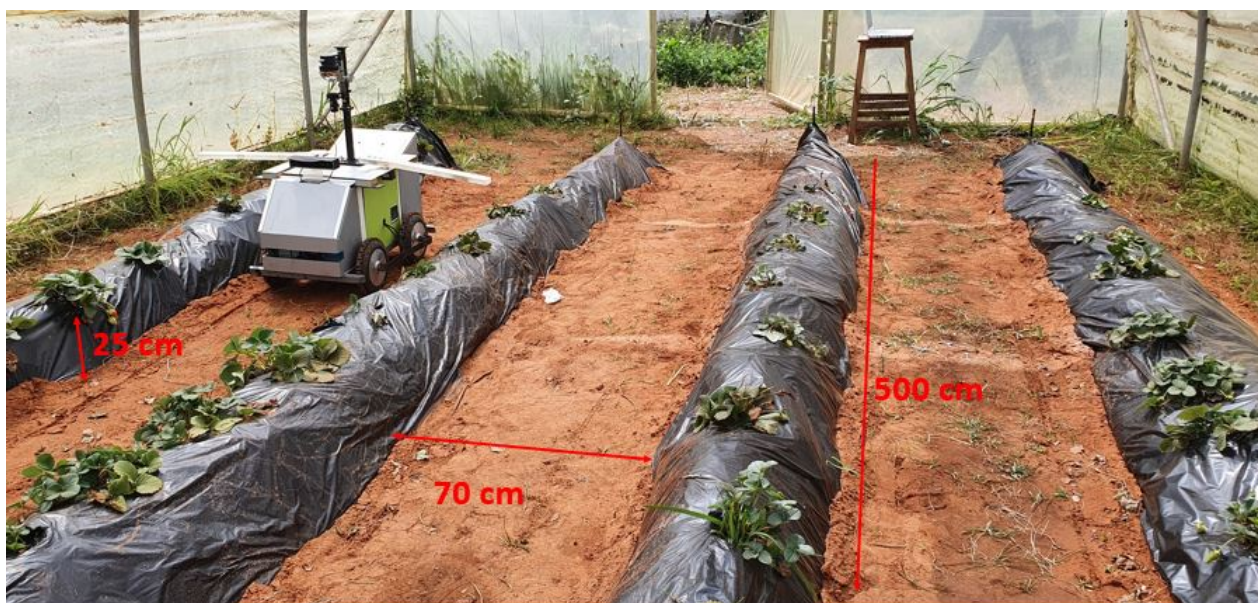


FIGURE IV.5 – La navigation du robot agricole **AgriEco Robot** dans une serre d’expérimentation de fraisières.

Dans cette section, nous présentons les expériences réalisées pour évaluer la robustesse et la performance du **AgriEco Robot** lorsqu’il opère dans une serre réelle, comme celle montrée dans la figure IV.5, qui a été construite à la Faculté des Sciences de Rabat, Maroc, (coordonnées GPS : 34.008287475248935, -6.838260257670796) et a des dimensions de 5m x 9m x 2.5m (largeur, longueur, et hauteur, respectivement). La serre se compose de quatre rangs avec un espace inter-rangs de 70 cm et une longueur d’allée de 500 cm. Chaque rangée a une hauteur de 25 cm et comprend 11 plantes. L’expérience consistait à naviguer automatiquement entre les deux rangs à droite de l’image tout en pulvérisant des pesticides, à détecter la fin des rangs, à passer à l’allée suivante et à continuer à naviguer et à pulvériser. Une calibration a été faite au préalable pour le LiDAR 2D en utilisant deux murs perpendiculaires pour s’assurer que le capteur était correctement positionné au milieu du robot. Afin d’évaluer les performances de la navigation du robot, nous avons calculé l’erreur latérale (c’est-à-dire la déviation de la trajectoire suivante par rapport au centre de l’allée) ainsi que l’erreur de cap du robot (Figure IV.6 et IV.7).

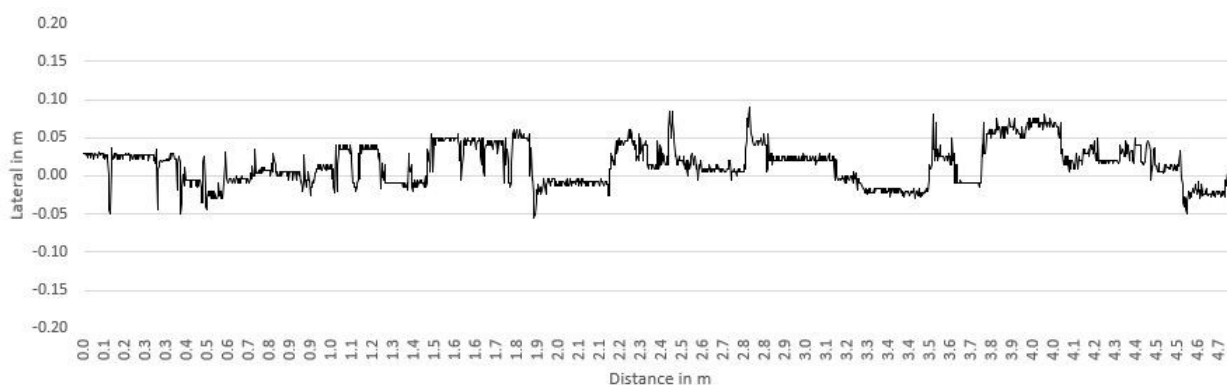


FIGURE IV.6 – L’erreur latérale estimée du robot.

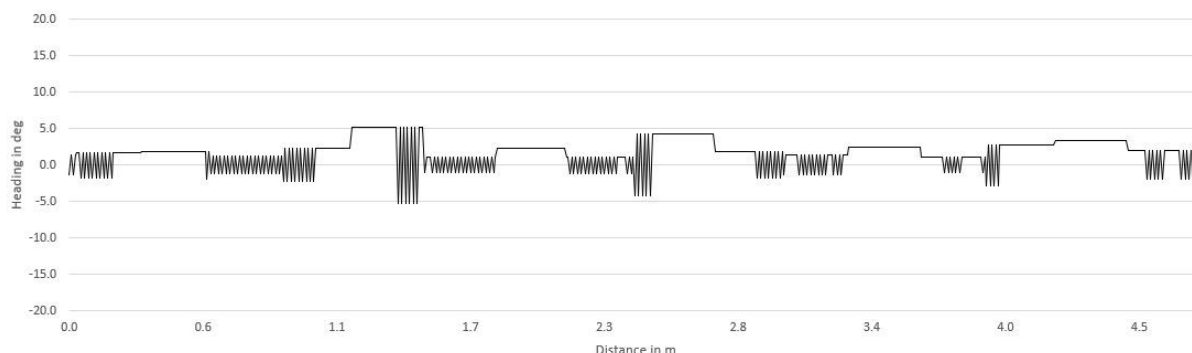


FIGURE IV.7 – L'erreur de cap estimée du robot.

Comme on peut le voir sur les figures ci-dessus, l'erreur latérale reste limitée à quelques centimètres pendant toute l'expérience, présentant une valeur moyenne quadratique (RMS) de 2,99 cm, tandis que l'erreur RMS de cap est de $3,27^\circ$. Dans cette expérience, le robot a navigué à une vitesse de 0,44 m/s (qui peut être considérée comme une vitesse sûre pour un fonctionnement en intérieur) sur une trajectoire d'environ 5 m. Enfin, il est important de noter que dans le champ réel, les rangs n'étaient pas alignés symétriquement, mais le calcul de la distance entre les rangs en temps réel a permis au robot d'ajuster de manière réactive sa navigation aux alignements réels des rangs.

Le système développé est capable d'estimer automatiquement la déviation latérale du robot par rapport au centre des allées de culture ainsi que son cap. Des commandes de contrôle sont alors transmises aux moteurs du robot afin de les corriger. L'ensemble du système a été implémenté sous ROS exécuté dans la carte NVIDIA Jetson Tx2, ce qui a facilité l'intégration et la communication du logiciel et du matériel de notre robot. La méthode de navigation autonome a été évaluée dans un scénario réel avec un robot pulvérisant des pesticides dans des serres de fraises, prouvant son utilité et ses performances pour une application agricole.

3 Stratégie 2 : Développement d'un système de navigation autonome basée un modèle Top-view

Le développement de systèmes de vision industrielle placés à bord de robots agricoles est devenu de plus en plus important dans le domaine de l'automatisation agricole complète. Comme la plupart des champs agricoles sont plantés en structures de rangs, l'identification de ces rangs joue un rôle clé dans le processus de navigation du robot mobile dans de tels environnements. Ainsi, un certain nombre d'approches basées sur la vision industrielle ont été développées pour la détection des rangs de culture et utilisées pour plusieurs applications agricoles. Par exemple, afin de guider le mouvement du robot, les auteurs de [55] ont utilisé la transformée de Hough pour détecter les rangs de cultures droites dans les champs de cultures. Une méthode de vision qui peut simultanément cartographier et détecter les rangs de cultures dans les champs est présentée dans [98]. De même, dans [99], les auteurs utilisent la structure régulière des rangs de culture pour guider de manière autonome la plate-forme mobile agricole.

L'un des principaux problèmes des caméras embarquées est que, en raison de l'effet de perspective, les images capturées déforment la forme réelle des champs. La vision Top-view est l'une des nombreuses approches développées pour corriger ce problème. Elle consiste à faire correspondre les

images de la caméra à un nouveau système de coordination d'images virtuelles placé parallèlement au sol, en partant de l'hypothèse que le sol est plat. Cette vue de dessus virtuelle supprime les effets de perspective et facilite le traitement des images. Cette méthode a été utilisée dans un grand nombre d'applications liées aux systèmes avancés d'aide à la conduite (ADAS), comme les systèmes d'aide au stationnement des voitures [100–102], les systèmes de détection des limites de la route [103, 104] et la détection des véhicules [105, 106].

Les applications agricoles bénéficient également des avancées de cette technique de vue du dessus, comme présenté dans [107], où les rangs de cultures sont cartographiées avec une caméra montée sur le toit d'un véhicule agricole, sur la base d'une méthode de cartographie en perspective inverse qui transforme une région d'intérêt sélectionnée en une vue à vol d'oiseau, afin d'obtenir des rangs de cultures parallèles dans le plan de l'image. Ospina et Noguchi ont aussi proposé dans [98] une méthode de vision artificielle capable de réaliser simultanément la cartographie et la détection des rangs de culture, en utilisant également une technique de perspective inverse.

Dans cette section nous présentons un modèle de transformation de Top-view (TTM) développé et appliqué pour la navigation autonome basée sur la vision d'un robot mobile agricole AgriEco Robot. L'approche TTM transforme la scène observée par une caméra embarquée attachée au robot en sa caméra virtuelle Top-view correspondante. La nouvelle observation nous permet d'éliminer le phénomène de point de fuite causé par le modèle de perspective et assure une distribution homogène entre tous les pixels de l'image. Les images Top-view transformées sont analysées pour assurer une navigation autonome du robot entre les rangs de cultures.

La méthode de navigation implique l'estimation en temps réel de la position du robot par rapport aux rangs de cultures et la commande basse est dérivée de l'estimation du cap du robot et du décalage latéral pour diriger le robot le long des rangs de cultures. Un scénario simulé a été généré dans Gazebo afin de mettre en oeuvre l'approche développée en utilisant ROS tandis qu'une évaluation sur le robot mobile AgriEco dans un scénario réel a également été réalisée. Les résultats expérimentaux démontrent la faisabilité de l'approche TTM et sa mise en oeuvre pour la navigation autonome, atteignant de bonnes performances.

3.1 Le Modèle de Transformation Top-view (TTM)

L'effet de la projection en perspective dans les images implique la présence d'un point de fuite où se croisent des lignes parallèles dans le monde réel [108]. Cela implique que la distance entre les lignes parallèles varie avec la distance à la caméra, ce qui conduit au fait que chaque pixel de l'image représente une plus grande quantité de surface réelle à mesure que cette distance augmente. En revanche, après le déplacement de l'effet de perspective, chaque pixel représente la même portion du sol, ce qui permet une distribution uniforme de l'information à travers tous les pixels de l'image, permettant la récupération des lignes parallèles de culture.

Dans cette partie, nous décrivons la procédure qui reprojette chaque pixel de la vue en perspective 2D d'une scène 3D dans une nouvelle coordonnée de pixel comme s'il appartenait à une vue de dessus du champ capturée devant le robot et à une certaine hauteur.

Géométrie de la projection en perspective

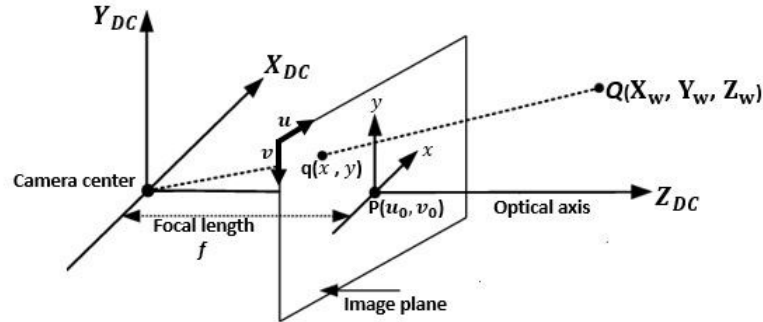


FIGURE IV.8 – Le modèle de perspective.

L'acquisition d'une image est un processus qui projette l'information 3D de la scène en pixels 2D dans l'image. Ce processus est modélisé par une représentation mathématique, le modèle du sténopé, qui permet de déterminer cette relation entre les points 2D de l'image et les points 3D de la scène. Les coordonnées de la caméra sont souvent choisies de manière à ce que le centre de projection soit à l'origine, que l'axe optique coïncide avec l'axe Z et que le plan image soit parallèle au plan X – Y et placé à une distance f (distance focale) de l'origine. Considérons le modèle de perspective illustré à la figure IV.8. Chaque point de la scène 3D, $Q = [X_w, Y_w, Z_w]$ est projeté en un point du plan image $q = [x, y]$ de sorte que la ligne reliant les deux points passe également par le centre de la caméra. La relation est donnée par l'équation IV.8, tandis qu'en termes de coordonnées de pixels (u, v) , elle est donnée par l'équation IV.9.

$$(x, y) = \left(f \frac{X_{DC}}{Z_{DC}}, f \frac{Y_{DC}}{Z_{DC}} \right) \quad (IV.8)$$

$$(u, v) = \left(f \frac{x}{z}, f \frac{y}{z} \right) \quad (IV.9)$$

En généralisant ces équations aux caméras qui ne coïncident pas avec l'origine des coordonnées de la scène (le système de référence W), la relation entre les points de la scène 3D et les coordonnées des pixels est décrite par l'équation IV.9. Dans cette équation, la matrice 3×4 de la projection en perspective est $K \times [RT]$. Ici, K est une matrice 3×3 qui décrit les propriétés internes de la caméra telles que la distance focale, le point principal et la taille du pixel. Les R et T sont la matrice de rotation et le vecteur de translation respectivement qui décrivent les paramètres externes de la caméra dans le système de référence W. Dans cette formulation, les coordonnées $[X_w, Y_w, Z_w, 1]^T$ et $[su, sv, s]^T$ sont les versions homogènes des coordonnées de la scène 3D et du point image 2D, respectivement [109].

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ s \end{pmatrix} = K \times [RT] \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{IV.10})$$

La conversion du monde 3D en une image 2D ne tient pas compte des aspects profonds, en raison de l'effet de perspective. Cet effet fait que les lignes parallèles dans l'espace réel se coupent à l'infini avec la présence de la distorsion de perspective, selon les principes de la géométrie de projection, et l'intersection sur le plan d'imagerie est connue comme le point de fuite [108]. Cette caractéristique, qui apparaît dans la projection en perspective, est très utile car la caméra est souvent placée devant le robot agricole et les champs de culture ont des lignes de culture qui sont généralement parallèles les unes aux autres et, dans l'image obtenue du champ, ces lignes convergent vers un point à l'horizon qui est le point de fuite des lignes de culture [110]. Dans notre cas, ce phénomène est évident car les fraises ont également des rangs qui sont généralement parallèles les unes aux autres. On peut remarquer sur la figure IV.9 que la largeur des lignes de culture change en fonction de leur distance à la caméra et que le point de fuite est observé lorsque les lignes parallèles convergent à la fin de l'image.

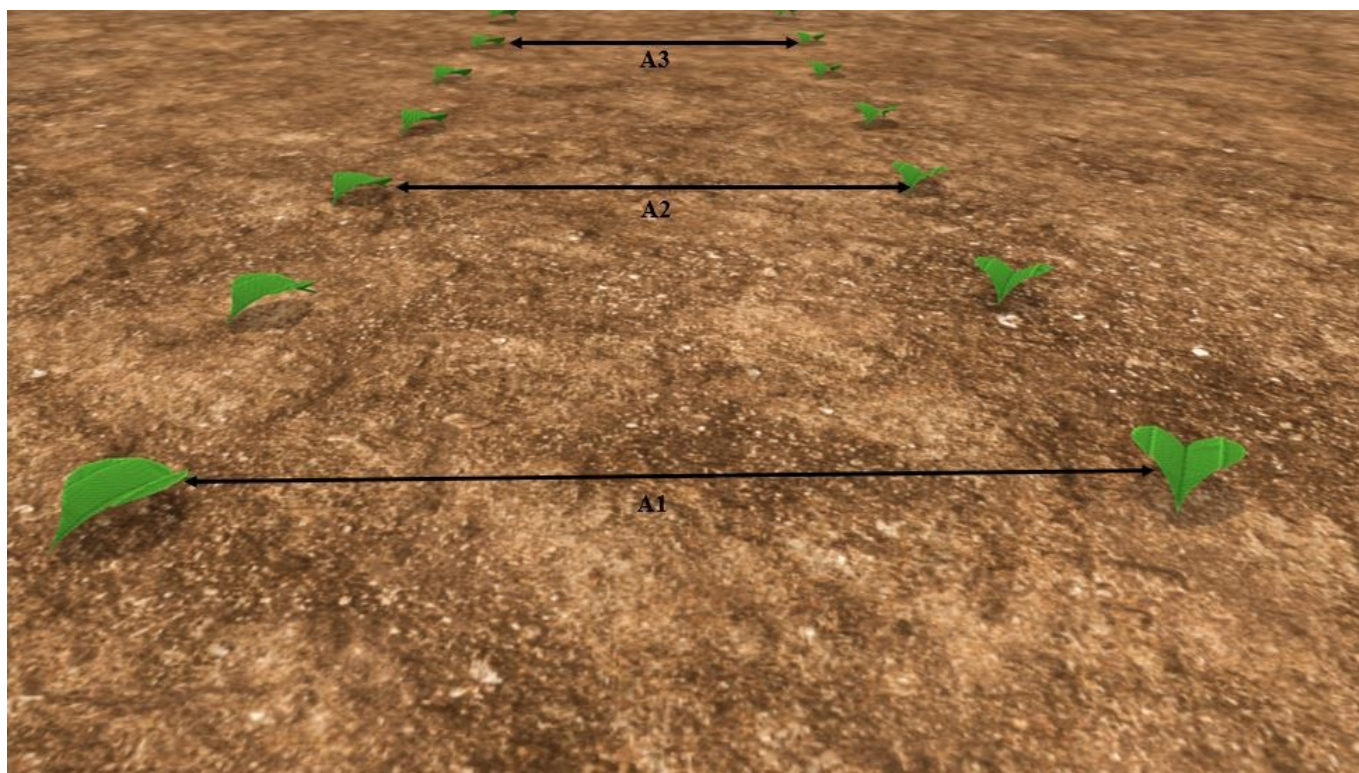


FIGURE IV.9 – Le phénomène de point de fuite.

L'élimination de l'effet de perspective assure une répartition homogène des informations entre tous les pixels de l'image, ce qui facilite l'utilisation des informations fournies par la caméra.

Description du Modèle de Transformation Top-view

Le modèle de transformation Top-view proposé est une transformation géométrique qui projette chaque pixel de la vue perspective 2D d'une caméra monoculaire dans une nouvelle caméra Top-view virtuelle parallèle au sol. Il en résulte une vision descendante qui vise à corriger les effets de la perspective et à assurer une distribution homogène de l'information entre tous les pixels de l'image. Cette section donne une formule explicite pour le modèle de transformation Top-view. Pour générer une image virtuelle Top-view à partir d'une image réelle acquise, certaines conditions d'acquisition doivent être connues au préalable (paramètres intrinsèques de la caméra, inclinaison de la caméra, hauteur de la caméra par rapport au sol, etc.). Le modèle de transformation Top-view est présenté dans la figure IV.10. Comme on peut le voir, la caméra virtuelle *TV* Top-View est positionnée de manière à couvrir la même zone que la caméra numérique réelle *DC*. La hauteur de la caméra numérique par rapport au sol est désignée par H_{DC} , la distance horizontale entre la caméra réelle et la nouvelle caméra virtuelle estimée est désignée par dip_{TV} et la hauteur de la caméra virtuelle est désignée par H_{TV} .

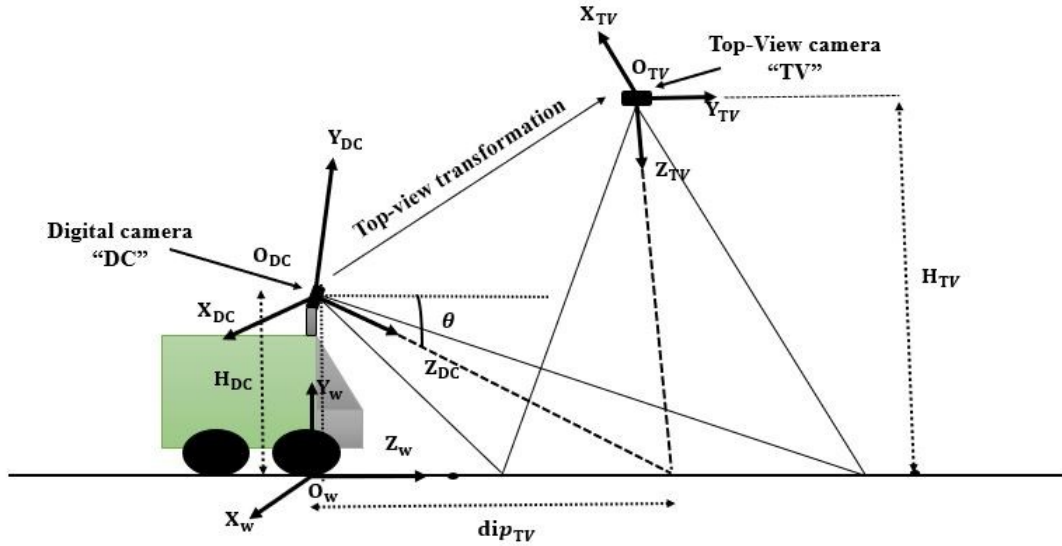


FIGURE IV.10 – Le modèle de transformation Top-view.

Nous considérons dans l'équation IV.11 la transformation entre les coordonnées du robot définies par $(O_w - X_w Y_w Z_w)$ et les coordonnées réelles de la caméra numérique définies par $(O_{DC} - X_{DC} Y_{DC} Z_{DC})$, qui indique une rotation dans l'axe X et une translation dans l'axe Z. De la même manière, l'équation IV.12 décrit la transformation entre les coordonnées du robot et les coordonnées de la caméra virtuelle en vue de dessus. $(O_{TV} - X_{TV} Y_{TV} Z_{TV})$. Notez que les coordonnées réelle de la caméra numérique est tournée d'un angle $-\theta$ autour de l'axe X_w et les coordonnées de la caméra virtuelle Top-view sont tournées autour de l'axe X_w by $\frac{-\pi}{2}$.

$$\begin{pmatrix} X_{DC} \\ Y_{DC} \\ Z_{DC} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w - H_{DC} \\ Z_w \end{pmatrix} \quad (IV.11)$$

$$\begin{pmatrix} X_{TV} \\ Y_{TV} \\ Z_{TV} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_W \\ Y_W - H_{TV} \\ Z_W - dis_{TV} \end{pmatrix} \quad (IV.12)$$

Nous obtenons alors les équations suivantes :

$$\begin{cases} X_{DC} = X_W \\ Y_{DC} = (Y_W - H_{DC}) \cos \theta - Z_W \sin \theta \\ Z_{DC} = (Y_W - H_{DC}) \sin \theta + Z_W \theta \end{cases} \quad (IV.13)$$

$$\begin{cases} X_{TV} = X_W \\ Y_{TV} = (dis_{TV} - Z_W \\ Z_{TV} = (Y_W - H_{TV}) \end{cases} \quad (IV.14)$$

La transformation entre $O_{TV} - X_{TV}Y_{TV}Z_{TV}$ et le plan de l'image virtuelle, de manière similaire à (IV.8) la formule pour y' et x' est décrite dans l'équation V.7.

$$\begin{cases} x' = f \frac{X_{TV}}{Z_{TV}} \\ y' = f \frac{Y_{TV}}{Z_{TV}} \end{cases} \quad (IV.15)$$

Où, f' est la distance focale de la caméra virtuelle à vue de dessus.

Nous supposons que tous les objets du champ sont des objets planaires projetés sur le plan de l'image virtuelle où $Y_W = 0$.

À partir des équations IV.11 et IV.12, nous avons les systèmes suivants :

$$\begin{cases} Y_{DC} = -H_{DC} \cos \theta - Z_W \sin \theta \\ Z_{DC} = -H_{DC} \sin \theta + Z_W \cos \theta \end{cases} \quad (IV.16)$$

$$\begin{cases} -H_{DC} = Y_{DC} \cos \theta + Z_{DC} \sin \theta \\ Z_W = Y_{DC} \sin \theta + Z_{DC} \cos \theta \end{cases} \quad (IV.17)$$

Par conséquent, nous obtenons la formule de x' y' comme suit :

$$\begin{cases} x' = f' \frac{-X_W}{H_{TV}} \\ y' = f' \frac{Z_W - dis_{TV}}{H_{TV}} \end{cases} \quad (IV.18)$$

$$\begin{cases} x' = \frac{f'}{H_{TV}} \\ y' = f' \frac{Z_W - dis_{TV}}{H_{TV}} \end{cases} \quad (IV.19)$$

$$\begin{cases} x' = \frac{f'}{H_{TV}} \left[\frac{H_{DC} \cdot x}{f \sin \theta + y \cos \theta} \right] \\ y' = \frac{f'}{H_{TV}} \left[H_{DC} \frac{y \sin \theta - f \cos \theta}{f \sin \theta + y \cos \theta} - dis_{TV} \right] \end{cases} \quad (IV.20)$$

La formule du modèle de transformation de Top-view peut être décrite par l'équation IV.20, où (x, y) sont les coordonnées de l'image originale de la caméra numérique réelle et (x', y') sont les

nouvelles coordonnées de l'image de la caméra virtuelle de la vue du dessus. La figure IV.11 illustre le traitement du modèle de transformation Top-view en affichant les résultats traités. La figure IV.11.a montre l'image réelle capturée par la caméra montée à l'avant du robot, la figure IV.11.b illustre l'image Top-view obtenue à l'aide du TTM et la figure IV.11.c présente l'image Top-view obtenue après extraction de la région d'intérêt de la figure IV.11.b.

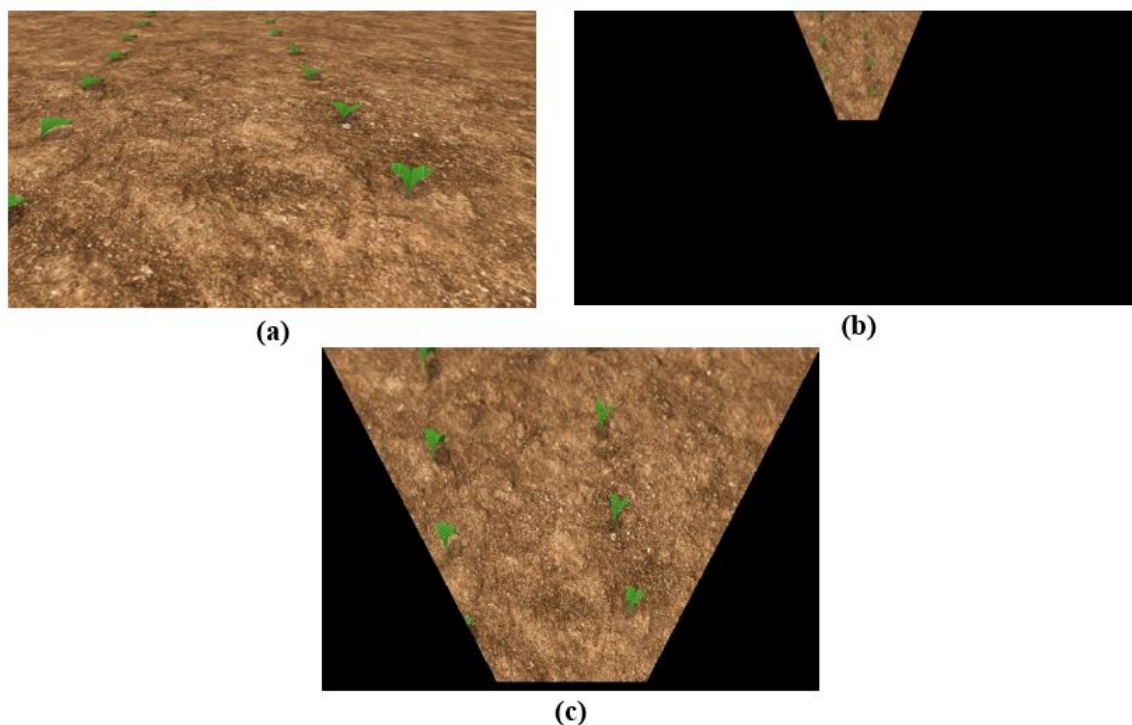


FIGURE IV.11 – Le modèle de transformation Top-view. (a) l'image acquise par la caméra, (b) l'image Top-view obtenue en utilisant TTM et (c) la région d'intérêt extraite de b.

La modèle de transformation Top-view fournit une image de sortie contenant d'avantage d'informations invariantes sur le champ agricole, ce qui est utile pour la détection des rangs de culture pour une navigation autonome. Ainsi, l'image Top-view présente des avantages par rapport à l'image originale : les rangs de cultures sur l'image Top-view sont parallèles (comme sur le champ réel) et tout traitement sur l'image Top-view peut être directement lié au monde réel.

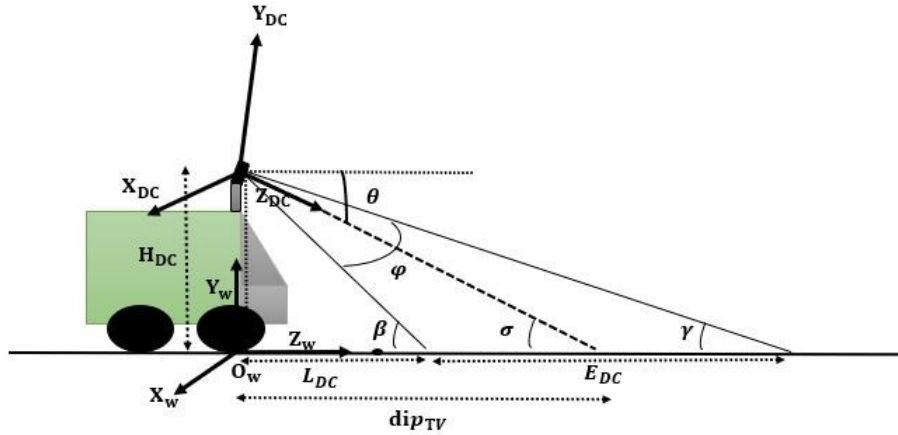


FIGURE IV.12 – Configuration de robot pour l'acquisition

Pour obtenir le modèle de transformation Top-view, il est nécessaire de spécifier au préalable certains paramètres tels que :

- L_{DC} : Le point le plus proche de la caméra dans le champ de vision de la caméra.
- ϕ : Le champ de vision vertical de la caméra.
- θ : Angle de caméra incliné. La caméra est inclinée vers le bas par rapport à un plan horizontal.
- $dist_{TV}$: Le déplacement de la caméra Top-view par rapport à la caméra numérique.
- E_{DC} : Le champ de vision de la caméra sur le plan du sol.

Les trois derniers peuvent être dérivés comme suit :

$$\theta = 90 - \arctan \frac{H_{DC}}{L_{DC}} + \frac{\phi}{2} \quad (IV.21)$$

$$E_{DC} = \frac{H_{DC}}{\tan(90 - (\theta + \frac{\phi}{2}))} - L_{DC} \quad (IV.22)$$

$$dist_{TV} = \frac{E_{DC}}{2} + L_{DC} \quad (IV.23)$$

Les équations ci-dessus estiment les paramètres utilisés dans l'équation IV.20 où, l'équation IV.21 montre la formule pour calculer l'angle de tangage de la caméra θ , l'équation IV.22 calcule le champ de vision de la caméra et l'équation IV.23 calcule le déplacement de la caméra virtuelle en vue de dessus à partir de la caméra numérique.

3.2 Le système de navigation autonome

Comme la plupart des cultures de fraises sont plantées en rangs, nous pouvons en tirer parti en permettant au robot de naviguer de manière autonome entre les rangs de culture pour effectuer ses tâches. Pour réaliser une navigation autonome, la position et l'orientation du robot par rapport aux rangs doivent être déterminées. Comme nous l'expliquerons dans cette section, la méthode proposée utilise des images de caméras virtuelles générées par le TTM pour détecter les rangs de cultures et estimer le cap et le décalage latéral entre les rangs de cultures des deux côtés du robot, puis les utilise comme entrées pour le système de contrôle du robot. Ces données sont utilisées pour guider le robot afin qu'il corrige sa trajectoire entre les rangs sans endommager les cultures. La figure IV.13 résume cette méthode, qui est divisée en quatre grandes phases liées entre elles : Transformation de la vue de dessus, segmentation de l'image, analyse de régression et détection des rangs de culture.

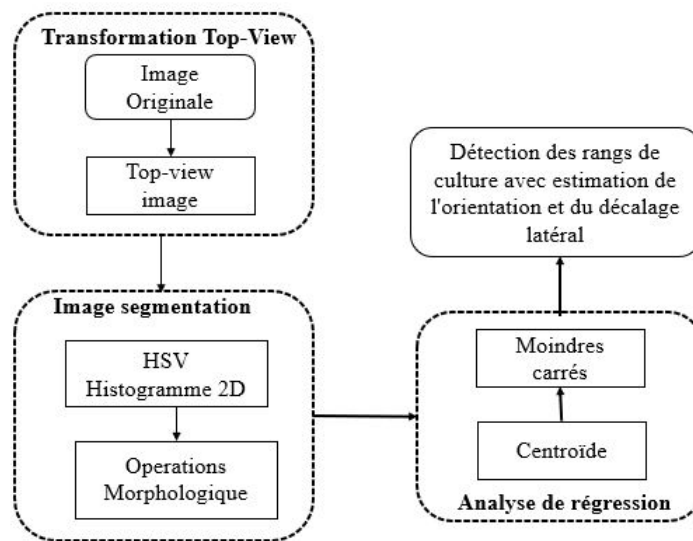


FIGURE IV.13 – Diagramme de la méthode d'analyse d'image.

Détection des rangs de culture

L'objectif de cette étape est d'isoler les plantes de leur arrière-plan dans les images. Cette opération est effectuée en utilisant une étape de segmentation d'image, qui divise une image en différentes régions représentant des caractéristiques homogènes. Jusqu'à présent, différents types de techniques de segmentation ont été proposés, tels que les algorithmes de binarisation [111–113], les algorithmes basés sur les régions [114], les algorithmes de regroupement [115], ou les algorithmes basés sur les contours [116, 117]. Dans notre cas, la cible à segmenter sont les plantes de fraises, qui représentent une couleur, une forme et une texture différentes du reste des cultures. De nombreuses méthodes ont été proposées pour extraire les plantes de l'arrière-plan, comme l'arbre de décision HSV [118], l'indice d'excès de vert

(ExG) [60], la segmentation basée sur les contours [116] et la technique de l'histogramme 2D [119]. Dans ce travail, nous avons utilisé la méthode basée sur l'histogramme HSV proposée par Zennouhi et al. [119] qui, en résumé, est réalisée en deux étapes principales : i) Construction de l'histogramme 2D en utilisant l'espace HSV et ii) Détection des pics représentant les classes en utilisant un algorithme de classification. Chaque pic est étiqueté comme significatif s'il représente une population supérieure à un seuil empirique. Enfin, les pixels non classés dans les classes déterminées sont reclassés en fonction de la distance euclidienne. Une fois l'image binaire générée, des opérations morphologiques ont été effectuées pour renforcer la segmentation des plantes [61]. Un exemple de l'image résultante peut être vu dans la figure IV.14.a, avec les plantes identifiées représentées par des pixels blancs et le fond par des pixels noirs.

Une fois les plantes détectées, nous calculons le centroïde pondéré pour chaque région contiguë dans l'image binaire, comme indiqué en rouge sur la figure IV.14.b.

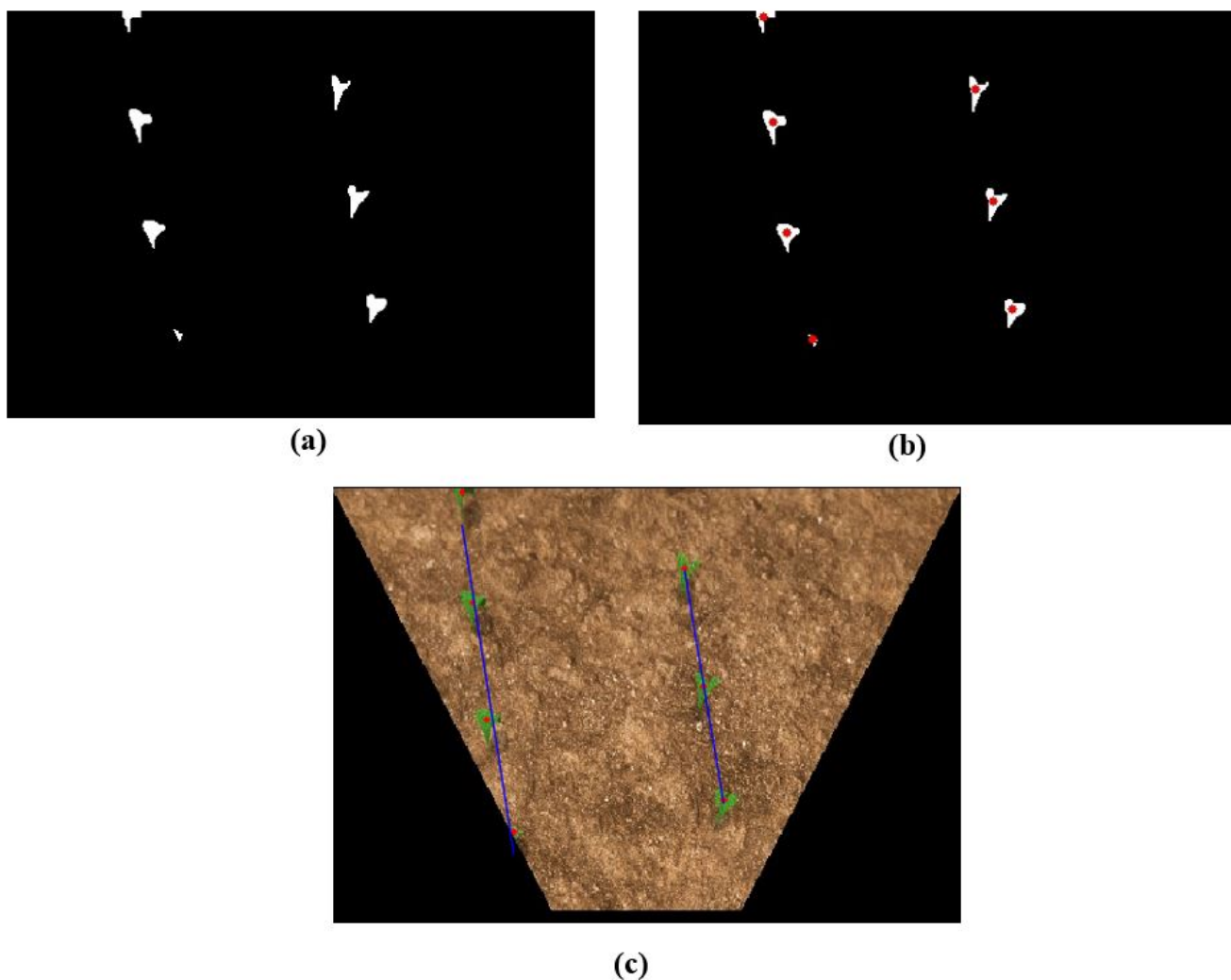


FIGURE IV.14 – Analyse d'image pour la détection des rangs de culture. (a) segmentation des plantes, (b) centroïde des plantes calculé et (c) détection des rangs de culture.

Maintenant que nous avons détecté les plantes, nous appliquons la régression linéaire pour déterminer les lignes de culture les mieux adaptées. L'algorithme utilise les points candidats obtenus dans le processus précédent pour estimer les coefficients des lignes de culture : la pente (a) et l'interception (b).

$$\begin{cases} L_l : y_l = a_l x + b_l \\ L_r : y_r = a_r x + b_r \end{cases} \quad (\text{IV.24})$$

Les lignes de culture les mieux adaptées sont donc extraites et projetées sur l'image de la vue de dessus, puis utilisées pour calculer le cap du robot, comme le montre la figure IV.14.c, les lignes bleues correspondent aux lignes de culture non protégées.

La stratégie de contrôle

Après avoir détecté les rangs de cultures, nous effectuons maintenant une estimation du cap du robot et de son décalage par rapport au centre des rangs. Ces informations sont ensuite transmises au robot en temps réel afin de contrôler sa navigation de manière autonome. De cette façon, l'entrée est traitée pour générer un contrôle de la vitesse et de la direction du robot afin de corriger sa trajectoire pendant la navigation tout au long des rangs de culture. La sortie consiste en trois cas différents : une correction angulaire vers la gauche en agissant sur les deux moteurs de droite, une correction angulaire vers la droite en agissant sur les moteurs de gauche, et une vitesse linéaire en agissant sur les quatre moteurs avec la même vitesse. Cette stratégie de contrôle est visible sur la figure IV.16.

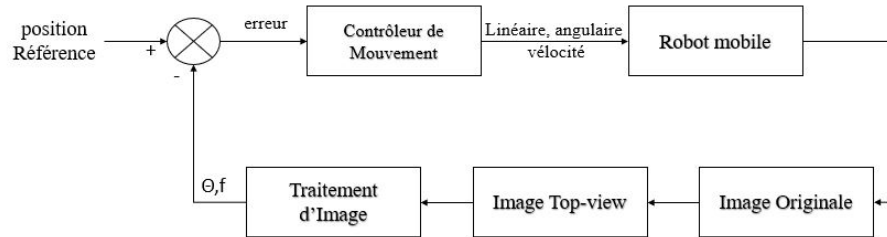


FIGURE IV.15 – Les principaux paramètres de la direction f la déviation latérale et l'orientation θ .

Les rangs de cultures situées de part et d'autre du robot constituent les références de guidage du robot de sorte que sa trajectoire passe au centre entre les rangs, comme indiqué en jaune sur la figure IV.16. Lorsque le robot est situé exactement au milieu entre les rangs et orienté le long des rangs, la ligne centrale de l'image et la ligne estimée entre les rangs de culture sont verticales et coïncident. L'inclinaison des lignes θ dans l'image est liée au décalage de cap du robot (Figure IV.16). En outre, la déviation latérale du robot est caractérisée par f , qui représente la distance entre le centre du robot C_{cam} et le centre entre les rangs de cultures C_{est} , comme le montre la figure IV.16, qui est la ligne parallèle aux rangs de cultures placée exactement au milieu. L'algorithme vise à diriger le robot pour corriger sa trajectoire entre les rangs de culture.

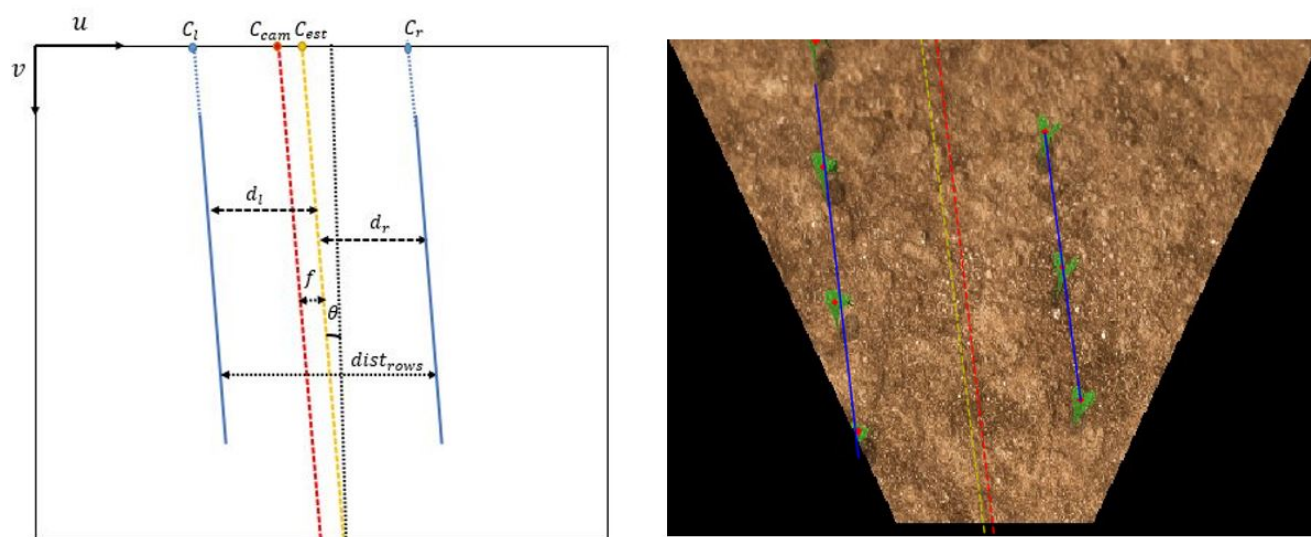


FIGURE IV.16 – la stratégie de contrôle.

La direction différentielle du robot dispose d'une vitesse linéaire pour avancer ou reculer, et la vitesse angulaire a été utilisée pour corriger la direction vers la droite ou la gauche, en fonction de f et θ calculés en temps réel. Le contrôleur de mouvement prend la décision pour les moteurs du robot mobile d'avancer ou de corriger la trajectoire si la déviation dépasse un certain seuil tolérable ($\pm f=0,1m$) pour le décalage latéral, et ($\pm \theta = 8^\circ$) pour le décalage de cap, afin de maintenir le robot en ligne droite entre les rangs.

3.3 Expérimentation et discussion des résultats

Les expériences ont été mises en place pour évaluer les performances de la méthode développée à la fois dans un environnement simulé et sur un robot réel. Dans la première expérience, nous avons utilisé le simulateur Gazebo pour générer un robot virtuel et des champs de culture, puis nous avons comparé la précision de la méthode de navigation autonome proposée avec l'odométrie du robot générée par le simulateur, qui sert de vérité terrain. Dans la deuxième expérience, pour démontrer l'applicabilité de la méthode, nous l'avons appliquée à des données réelles capturées par un robot agricole équipé d'un capteur de vision et avons évalué les résultats.

Navigation autonome dans un environnement simulé

Pour cette première expérience, nous avons créé un modèle 3D **AgriEco Robot** et un champ de culture virtuel basé sur le middle-ware ROS et le simulateur Gazebo (voir Figure IV.17). Le robot virtuel transporte un ensemble de capteurs simulés qui nous permettent de capturer des images réalistes et de les utiliser pour calculer les commandes de navigation pour le mouvement du robot.

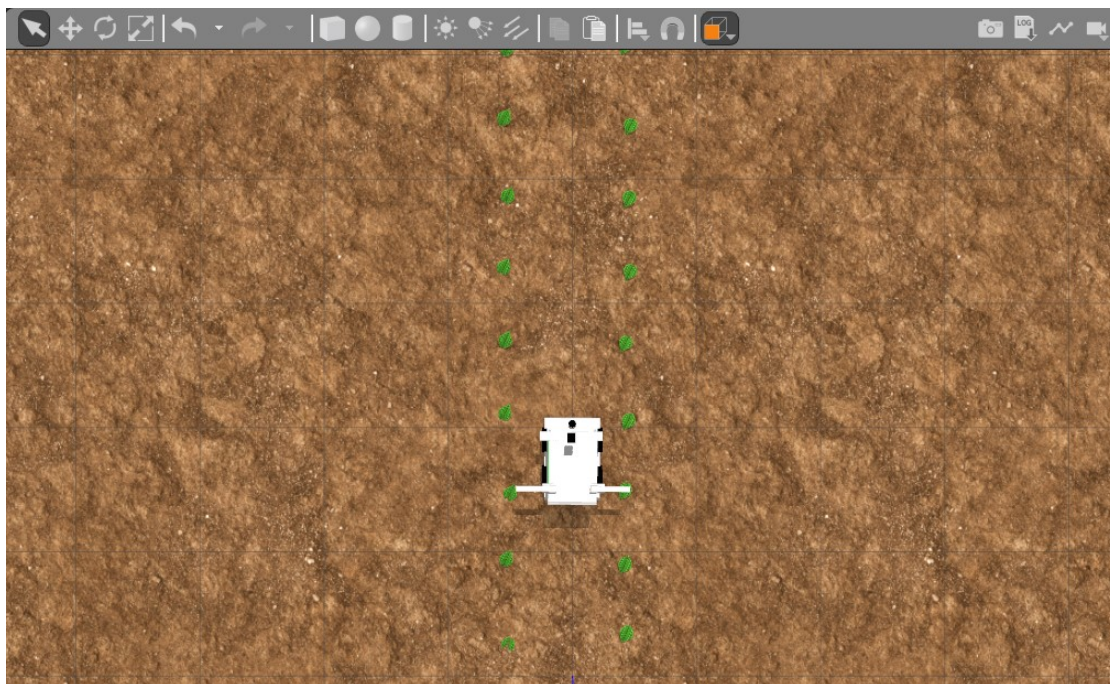


FIGURE IV.17 – Le modèle **AgriEco Robot** dans l'environnement ROS/Gazebo.

Le modèle 3D **AgriEco Robot** a été écrit en utilisant un URDF (Unified Robot Description Format). Dans l'URDF, chaque partie du robot est définie par des liens et des articulations, chaque lien et articulation définissent les différentes caractéristiques du robot. Les roues sont définies comme des liens qui touchent le sol en tant qu'éléments locomoteurs du rover et possèdent une articulation "continue" qui permet une rotation continue autour d'un axe par rapport au châssis. Ce joint continu est relié du ROS au simulateur Gazebo en définissant une balise de transmission qui spécifie une interface matérielle de joint de vitesse qui permet à chaque roue d'envoyer des commandes de vitesse. Le mouvement de l'entraînement différentiel du robot a été contrôlé à l'aide du paquet ROS open-source `diff-drive-controller`. Les capteurs ont été simulés dans Gazebo à l'aide de plugins open-source qui créent une interface de capteur entre le simulateur et le ROS. En modifiant le modèle 3D open-source créé à partir de 3D Warehouse par Sketch-up, logiciel de modélisation 3D, le modèle de plante et le sol utilisés dans cette simulation ont été développés. La figure IV.17 présente une vue d'ensemble du robot dans l'environnement simulé.

Le champ de culture simulé contient deux rangs de plantes, chacune de 9 m de longueur, et la séparation entre les rangs a été déterminée comme étant de 0,7m selon la pratique agricole. Le robot est équipé d'une caméra monoculaire installée au centre du robot à une hauteur de 0,67m et à un angle de 25°. Les images actuelles capturées en temps réel sont transformées par le TTM comme décrit précédemment.

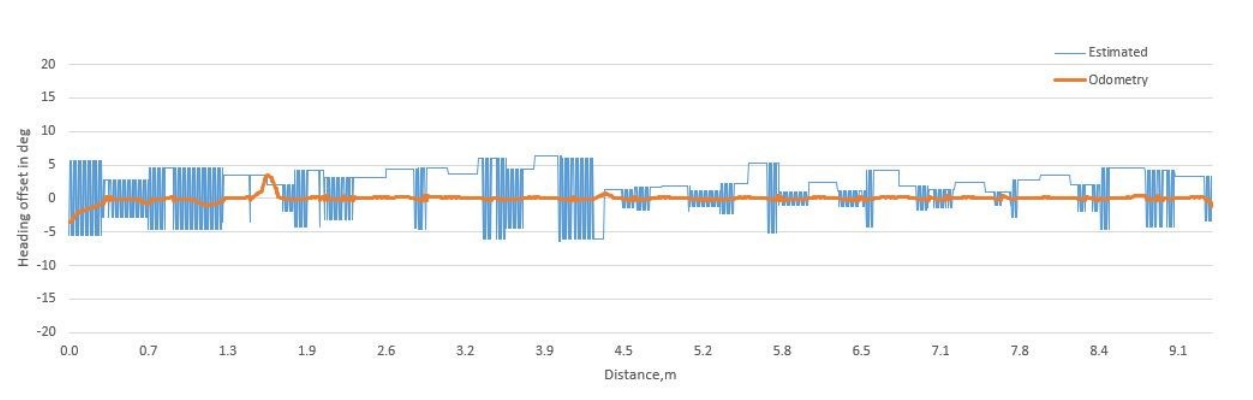


FIGURE IV.18 – Déviation de l'avant central du robot en degrés.

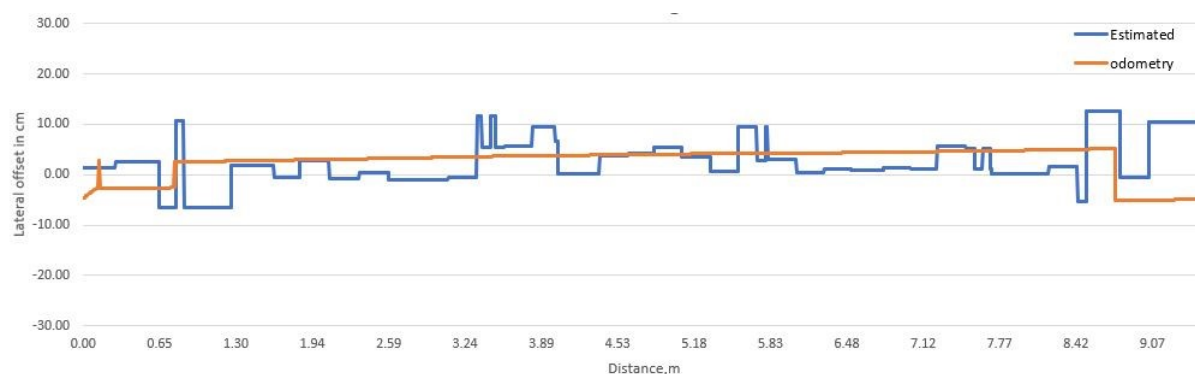


FIGURE IV.19 – Déviation de l'avant central du robot en mètres.

Pour évaluer la performance globale de l'approche de navigation, une navigation autonome a été effectuée tout au long d'une trajectoire entre les rangs de culture et la position du robot par rapport à ces derniers a été estimée. L'erreur de cap en degré estimée lors de la navigation est représentée en bleu sur la figure IV.18 et elle est comparée à l'erreur de cap obtenue à partir de l'odométrie des roues. De même, la figure IV.19 représente en bleu l'écart latéral du robot calculé par la méthode développée, tandis que le graphique orange représente l'écart latéral obtenu à partir de l'odométrie des roues. Comme on peut le constater, la déviation de la trajectoire simulée est inférieure, tout au long de l'expérience, la déviation latérale est limitée à quelques centimètres présentant une valeur moyenne quadratique (RMS) de $2,38\text{cm}$, tandis que, à son tour, l'erreur de cap RMS est de $1,6^\circ$.

Implémentation du Modèle TTM sur un robot agricole réel

Après avoir démontré la performance de la méthode développée sur l'environnement simulé, le système développé a été évalué en l'exécutant sur un robot réel fonctionnant dans le laboratoire afin de montrer le potentiel de notre méthode pour des applications dans le monde réel. À cette fin, nous avons utilisé le robot mobile agricole **AgriEco Robot**, comme le montre la figure IV.20. Comme le robot virtuel de Gazebo, le robot réel porte une caméra Zed à l'avant, à une hauteur de $0,67\text{m}$ au-dessus du sol et inclinée à 25° .



FIGURE IV.20 – Configuration expérimentale pour le robot agricole réel **AgriEco Robot**.

Les résultats de l'application du modèle de transformation de la vue du dessus à une image prise par la caméra Zed gauche avec une résolution de 2208×1242 pixels sont illustrés dans la figure IV.21.a montrant l'image réelle acquise par la caméra, la figure IV.21.b représentant l'image de la vue du dessus obtenue à l'aide du MTT, et la figure IV.21.c illustrant l'image de la vue du dessus résultante. Comme prévu, les rangs de cultures sont maintenant parallèles les uns aux autres, comme si l'image avait été prise au-dessus de la rangée de cultures. En outre, tous les pixels de l'image ont maintenant une distribution uniforme de l'information avec une échelle de mesure représentée par $1\text{cm} = 1,9\text{pixels}$.

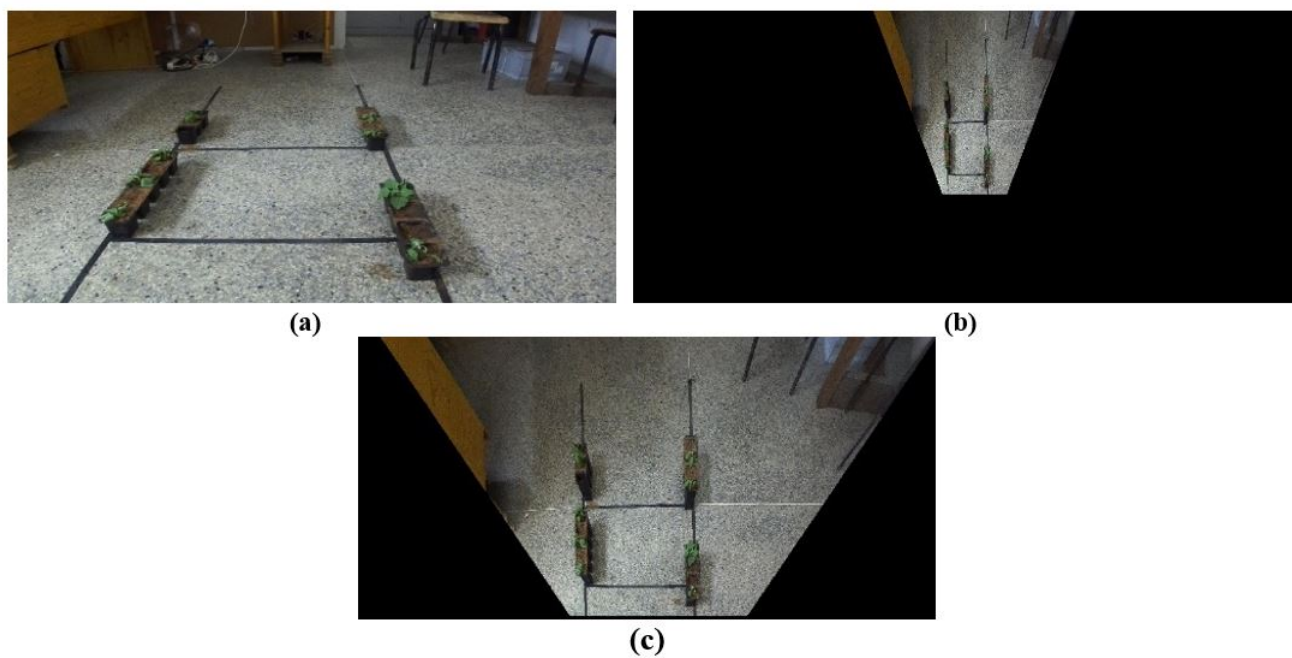


FIGURE IV.21 – Le modèle de transformation Top-view. (a) l'image acquise par la caméra, (b) l'image Top-view obtenue en utilisant TTM et (c) la région d'intérêt extraite de b.

La figure IV.22 montre les images résultantes de la méthode d'analyse d'image décrite précédemment. Comme on peut le voir, notre proposition est capable d'identifier les rangs de cultures et de calculer le cap θ et le décalage latéral f . Le décalage latéral mesuré résultant a été $f = 13pixels$ ($6,84cm$), et représente le déplacement de la caméra Zed gauche par rapport au centre des rangs utilisés pour l'acquisition.

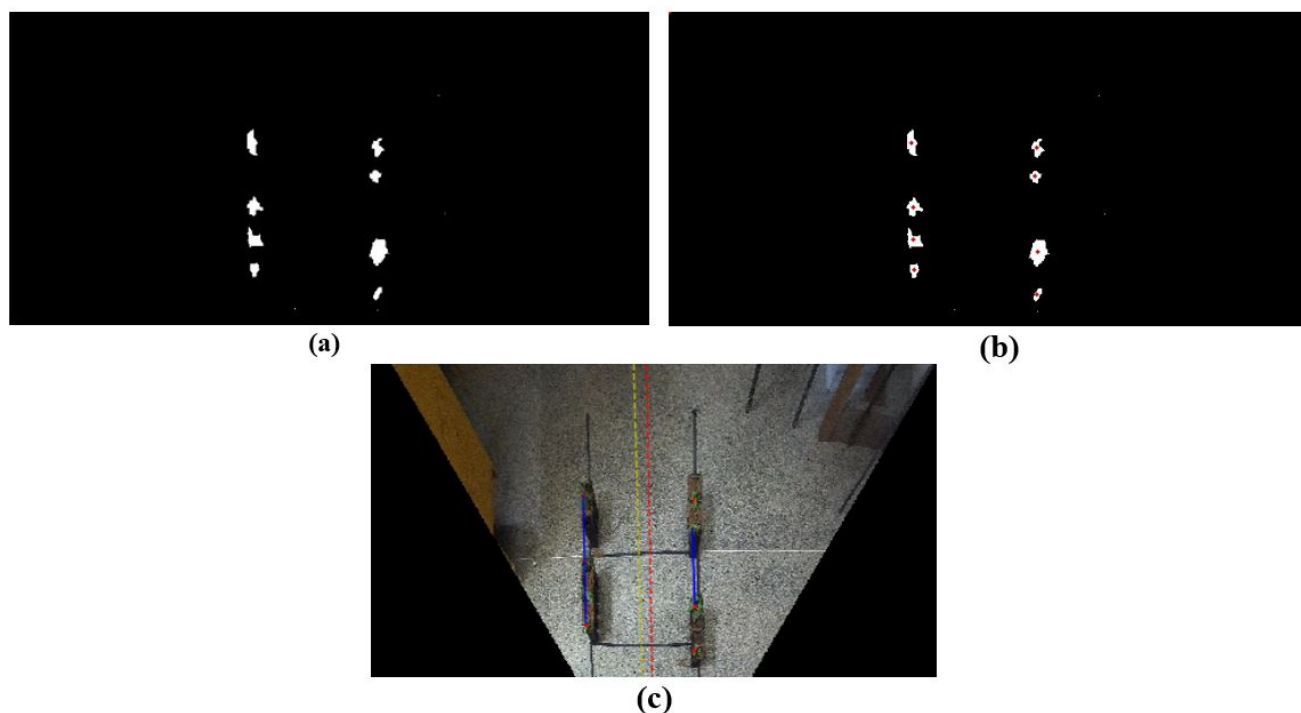


FIGURE IV.22 – Analyse d’image pour le pilotage du robot. (a) segmentation des plantes, (b) centroïde des plantes calculé et (c) détection des rangs de culture avec estimation de la position du robot.

Le modèle de transformation Top-view (TTM) a été développé et appliqué pour la navigation autonome basée sur la vision d’un robot mobile agricole. Le modèle TTM que nous avons proposé a été utilisé pour générer une caméra virtuelle à vue de dessus pointant perpendiculairement au sol. Les images à vue de dessus obtenues nous permettent de générer des commandes de navigation en temps réel pour le robot afin d’assurer son mouvement centré entre les rangs de cultures. L’approche développée a été évaluée dans un scénario simulé généré dans l’environnement Gazebo à l’aide du Robot Operating System (ROS), puis testée à l’aide d’un robot mobile agricole réel pour évaluer ses performances globales. Les résultats obtenus ont prouvé la viabilité de l’approche TTM développée et sa mise en oeuvre pour la navigation autonome.

4 Conclusion

Ce chapitre a traité la navigation autonome des robots mobiles agricoles en proposant deux nouvelles stratégies de navigation autonome qui permettent de guider le robot agricole AgriEco robot par les technologie LiDAR et vision. La navigation autonome, qui prend de plus en plus d’importance dans la recherche actuelle en robotique, est un élément crucial pour les robots mobiles qui fonctionnent de manière autonome dans les environnements agricoles. Nous avons proposé dans ce chapitre deux nouveaux stratégies de navigation autonome pour la plateforme AgriEco Robot. Dans la première partie, nous avons proposé une méthode de navigation basée sur LiDAR 2D, permet d’estimer le cap du robot et son décalage latéral par rapport aux rangs de cultures. Un contrôleur de mouvement est incorporé pour assurer la méthode de navigation autonome développée. Dans la deuxième partie du chapitre nous avons présenté un modèle de transformation Top-view (TTM) développé et appliqué

pour une navigation autonome basée sur la vision. La méthode de navigation implique une estimation en temps réel de la position du robot par rapport aux rangs de cultures et la commande basse est dérivée de l'estimation du cap du robot et du décalage latéral pour diriger le robot le long des rangs de cultures.

Les systèmes de perception télémétrique et visuelle sont complémentaires que concurrents. Par conséquent, les robots mobiles sont généralement équipés des deux types de capteurs afin de profiter de leurs avantages. Dans le chapitre suivant, nous présentons une méthode de calibration extrinsèque du capteurs multi-sensoriel embarqués sur le robot développé **AgriEco Robot** afin de fusionner leurs données.

Chapitre V

Calibration des systèmes de perception embarqués

1 Introduction

La robotique agricole est un domaine en croissance rapide, qui contribue au développement de l'agriculture de précision et à la résolution de problèmes liés aux opérations agricoles. Elle permet l'automatisation totale ou partielle des opérations agricoles. Les robots mobiles agricoles détectent et perçoivent leur environnement pour prendre des décisions précises pour la navigation, la détection des obstacles et les opérations agricoles [120, 121].

Les capteurs collectent différents types de données, dont la fusion permet au robot d'avoir une perception plus précise de son environnement. Le LiDAR 2D est de plus en plus utilisé dans les applications robotiques, il balaie radialement l'environnement dans un plan parallèle au sol. Le principal problème est que les données obtenues par le LiDAR 2D sont des représentations 2D d'un espace 3D. L'ajout de capteurs supplémentaires et la fusion de leurs données peuvent résoudre ce problème. Dans les applications agricoles, la fusion des données du LiDAR 2D et des capteurs visuels est largement utilisée. D'autre part, la caméra monoculaire peut fournir la couleur et la texture de l'environnement du robot. Le LiDAR 2D, peut produire des nuages de points 2D précis. La combinaison de la caméra monoculaire et du LiDAR 2D a un impact sur la perception du robot. En combinant les deux capteurs, nous pouvons obtenir des informations détaillées sur l'environnement. Cependant, avant la fusion des capteurs, une calibration doit être effectuée pour transférer les informations entre chaque flux de données. C'est notre objectif dans ce chapitre de présenter les différentes méthodes utilisées pour calibrer différents capteurs de perception. Nous proposons ensuite notre méthode développée pour calibrer un LiDAR 2D et une caméra monoculaire.

2 Etat de l'art : méthodes de calibration extrinsèque des capteurs de perception multi-sensoriel

Plusieurs études ont été menées ces dernières années pour surmonter les problèmes de calibration extrinsèque des LiDAR 2D et des caméras monoculaires. Ces études peuvent être classées en deux types : les méthodes qui nécessitent l'utilisation d'objets d'étalonnage géométriques spéciaux et les méthodes sans objets spécifiques.

La calibration par une grille de damier est l'une des méthodes les plus courantes utilisées dans la première catégorie. Zhang et al. [122] ont proposé une calibration basée sur l'observation d'un damier externe (Figure V.1.a), ils ont extrait des points LiDAR et des points de grille de damier pour optimiser les paramètres géométriques externes. Chu et al. [123] ont utilisé une planche triangulaire (Figure V.1.b) comme outil de calibration et ont extrait l'intersection entre le bord de la plaque et le nuage de points LiDAR dans l'image. Ils ont ensuite utilisé la correspondance point-ligne pour obtenir les paramètres de calibration.

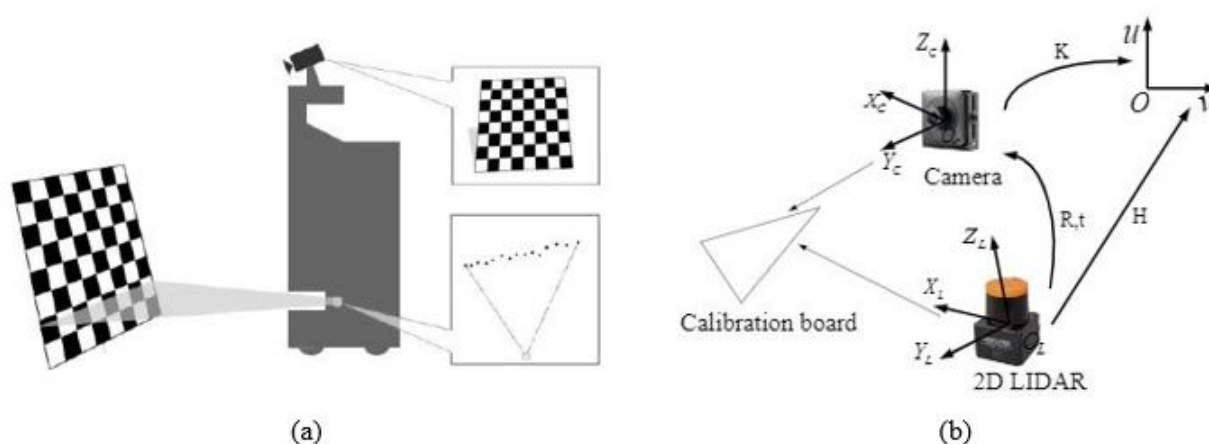


FIGURE V.1 – Système de calibration LiDAR 2D/ caméra : (a) Damier, (b) Triangulaire

Dans [124], Willis et al. ont calibré un LiDAR 2D et une caméra en utilisant une séquence de boîtes rectangulaires. En revanche, les réglages des appareils sont exigeants. Li et al. ont fourni dans [125] un damier triangulaire à angle droit comme objet de calibration. En utilisant les caractéristiques des lignes sur l'objet, les paramètres peuvent être résolus. Kwak et al. [126] a extrait les caractéristiques des lignes et des points situés sur les limites et la ligne centrale d'une cible en forme de V, puis ils ont réussi à les obtenir en minimisant l'erreur de reprojection. Dans [127], Dong et al. ont présenté une méthode basée sur des contraintes de lignes planes d'une cible en forme de V composée de deux triangles non coplanaires avec un damier à l'intérieur (figure V.2) avec un damier à l'intérieur. Dans [128], Pusztai et al. ont utilisé des boîtes de tailles connues pour calibrer les paramètres extrinsèques entre un LiDAR et une caméra.

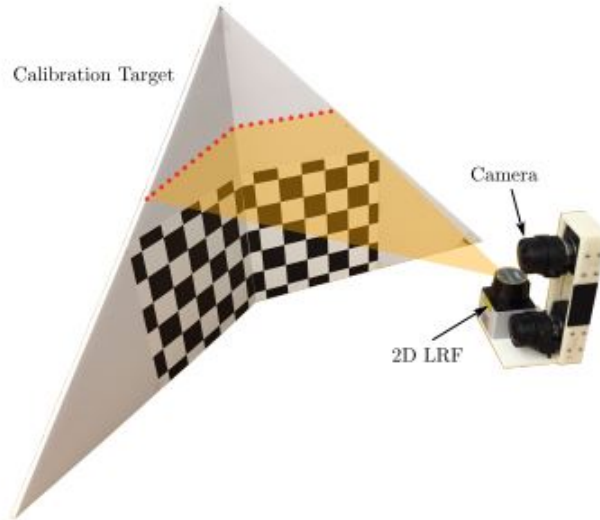


FIGURE V.2 – La cible d'étalonnage formée de deux planches triangulaires avec un damier sur chaque triangle.

La deuxième catégorie, similaire à notre méthode développée, est basée sur la trajectoire réelle du LiDAR sur l'image. Dans [129], Kim et al. ont présenté un algorithme de calibration extrinsèque amélioré pour une caméra et un LiDAR 2D, en utilisant une caméra factice supplémentaire qui supprime le filtre IR. Cela permet d'observer les véritables balayages laser. Un filtre infrarouge a été utilisé dans [130] pour rendre les balayages laser visibles à la caméra afin de calibrer le LiDAR 2D et la caméra en balayant une cible en forme de V. Les lignes sont couramment utilisées pour la calibration extrinsèque entre une caméra monoculaire et un LiDAR 2D. Les points laser sur la frontière et les lignes 2D correspondantes dans l'image sont utilisés pour générer des contraintes sur les paramètres extrinsèques. Les points et les lignes sont les caractéristiques les plus basiques et fondamentaux pour estimer l'homographie. La détection des lignes est généralement plus résistante au bruit que la détection des points. L'estimation de l'homographie basée sur les lignes peut devenir très instable lorsque la ligne ou les lignes de l'image passent par ou proches de l'origine, alors que l'estimation basée sur les points fonctionne normale [131].

Dans notre méthode, nous utilisons une caméra monoculaire assemblée avec un filtre d'absorption proche infrarouge, permettant d'imager la trace de balayage du LiDAR qui est utilisée pour la calibration extrinsèque. Les lignes sont couramment utilisées pour la calibration extrinsèque entre une caméra monoculaire et un LiDAR 2D.

3 Contribution à la calibration d'un capteur télémétrique LiDAR 2D et une caméra monoculaire Embarqués dans Le robot agricole AgriEco Robot

Dans le domaine de la robotique, les plateformes mobiles combinent généralement des données provenant de plusieurs capteurs, et cela a fait l'objet de nombreuses recherches. L'estimation de la transformation homogène entre les capteurs est une étape critique pour l'association de leurs données de mesure.

Le LiDAR 2D et la caméra monoculaire sont des capteurs couramment utilisés pour la navigation autonome, la détection d'obstacles et l'exécution de t

ches dans le domaine de la robotique. Ils peuvent se compenser mutuellement pour s'adapter à différents scénarios capteurs robuste. L'étalonnage des capteurs est le processus clé pour la mise en place d'un système de fusion multi-capteurs.

Dans cette partie nous présentons une méthode de calibration de capteurs LiDAR 2D et caméra monoculaire embarqués sur le robot mobile agricole **AgriEco Robot**. La méthode est basée sur une approche d'homographie plan à plan et utilise un ensemble de points de correspondance. Les points de correspondances sont les points d'intersection mesurés du plan du télémètre laser avec les bords du modèle de calibration. Les points extraits sont utilisés pour estimer la matrice d'homographie. L'algorithme RANSAC est utilisé avec plus de points obtenus à partir de paires de scans/images par les capteurs pour générer une homographie robuste. La matrice d'homographie estimée est identifiée comme la transformation rigide entre le LiDAR 2D et la caméra monoculaire. De même, aucun objet d'étalonnage spécial compliqué ou paramètre intrinsèque n'est requis, deux objets planaires simples servant de modèle d'étalonnage étant placés dans le champ de vision des capteurs. Par conséquent, les points correspondants 2D-2D peuvent facilement être extraits respectivement des images infrarouges et du nuage de points 2D. Ensuite, le nuage de points LiDAR 2D et l'image ont été mis en correspondance pour obtenir des informations 3D de l'environnement. Ces données traitées établissent les bases pour obtenir des informations plus précises sur l'environnement et fournissent une base pour la recherche de suivi pour les robots mobiles agricoles.

3.1 Transformation des coordonnées 2D LiDAR/ caméra monoculaire



FIGURE V.3 – Le robot mobile agricole **AgriEco Robot**

Le robot mobile agricole **AgriEco Robot** (figure V.3) est utilisé comme plateforme de base dans cette étude. Le système de perception se compose d'une caméra monoculaire et d'un LiDAR 2D installés dans la partie avant du robot. Le LiDAR 2D a été monté horizontalement à une hauteur de

12 cm au-dessus du sol. Ses spécifications figurent dans le tableau II.3. La caméra est montée sur la partie supérieure de 45 cm du sol avec un angle d'inclinaison de 20 degrés. Le tableau V.1 présente les différentes spécifications de la caméra.

Type de capteur	CCD 23.0 x 15.5 mm
Distance focale (mm)	8.4
Taille de pixel (mm)	4256 x 2848
Résolution (Pixels)	0.0054

TABLEAU V.1 – Les spécifications de la caméra.

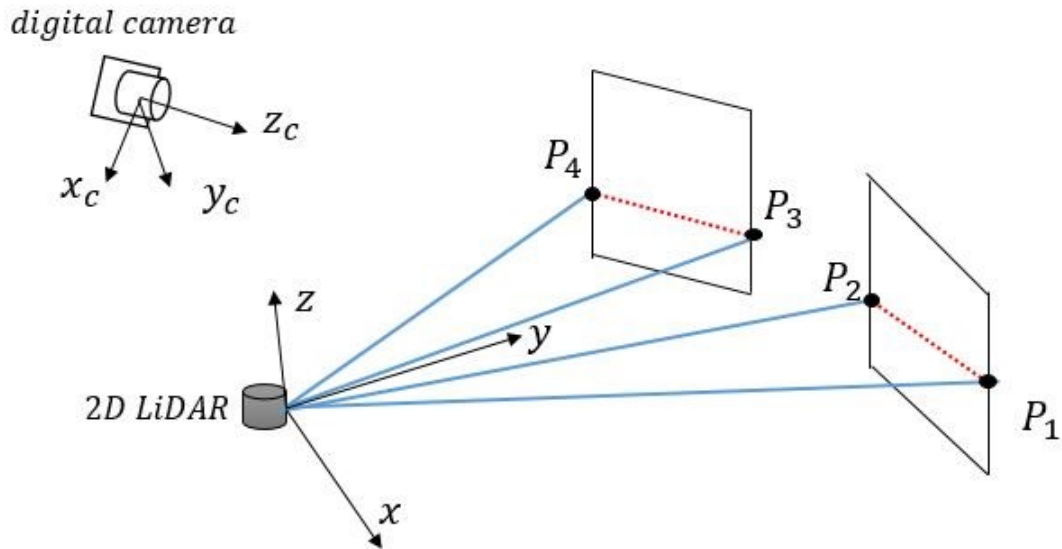


FIGURE V.4 – configuration de l'étalonnage

Le dispositif d'étalonnage, comme le montre la figure V.4, consiste en un LiDAR 2D et une caméra monoculaire assemblés avec un filtre infrarouge. Considérons un point 3D capturé par la caméra et le LiDAR simultanément. Soit $[su, sv, s]^t$ désignent ses coordonnées dans le plan de l'image 2D et $[x, y, z]^t$ désignent ses coordonnées dans le cadre du LiDAR 2D. Selon le modèle de la caméra à sténopé, un point de la scène 3D est projeté dans le plan d'image de la caméra à l'aide de l'équation suivante :

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ s \end{pmatrix} = K \times [RT] \begin{pmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{pmatrix} \quad (V.1)$$

Où : $[X_w, Y_w, Z_w, 1]^t$ sont les coordonnées homogènes de la scène 3D ; $[su, sv, s]^t$ est le point d'image 2D. k est une matrice 3×3 qui représente les paramètres intrinsèques de la caméra, R est une matrice 3×3 qui représente la rotation, T est une matrice 3×1 qui représente la translation et s est un facteur d'échelle [132]. Théoriquement, le filtre n'a aucun effet sur les performances géométriques de la caméra [133]. Les données de mesure fournies par le LiDAR 2D sont exprimées en coordonnées polaires, où représente la distance et θ l'angle de rotation. Sans perte de généralité, nous pouvons définir le plan de balayage laser comme étant $z = 0$. Par conséquent, les coordonnées cartésiennes sont données par l'équation suivante :

$$\begin{cases} x = \rho \cdot \cos \theta \\ y = \rho \cdot \sin \theta \\ z = 0 \end{cases} \quad (\text{V.2})$$

Notre objectif est de déterminer les correspondances de points entre les capteurs et d'estimer la matrice de transformation définie par la matrice d'homographie 3x3. Le modèle de calibration est composé de deux planches planes séparées par une distance arbitraire. Nous enregistrons une série d'images/balayages du modèle dans différentes poses. Les deux modèles doivent être visibles pour chaque capteur et ils doivent être stationnaires pendant l'acquisition.

Les points $P_i (i = 1, \dots, 4)$ indiquent l'intersection du plan LiDAR 2D avec la planche du modèle de calibration. Les points de correspondances peuvent être vus et extraits des images infrarouges 2D. Afin de réduire le bruit et les erreurs pour obtenir les bons points de correspondance, nous sélectionnons manuellement les points limites de l'image infrarouge pour les deux modèles.

3.2 Estimation de matrice de correspondance 2D LiDAR/ Caméra

La transformation entre le LiDAR et la caméra peut être exprimée comme une transformation linéaire entre deux plans (homographie plan à plan), le plan horizontal du LiDAR et le plan image de la caméra. L'homographie plan à plan est une relation linéaire non singulière entre des points sur des plans. L'estimation de l'homographie entre deux vues est une étape clé dans de nombreuses applications telles que le calibrage de la caméra [133], la rectification des images [134] et le suivi des athlètes [135]. La transformation peut être écrite sous la forme :

$$p' = Hp \quad (\text{V.3})$$

Où p' sont les coordonnées homogènes du point image, p sont les coordonnées du même point dans le plan LiDAR 2D et H est une matrice homogène 3x3 non singulière à 8 degrés de liberté [136]. La détermination de H permet de calculer les projections des points d'un plan à l'autre.

$$s \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{V.4})$$

L'homographie peut être utilisée comme une relation entre deux vues pour déduire la transformation entre les plans. Tout point $[x, y, z]^T$ dans le plan LiDAR 2D peut être projeté dans le plan image comme un point $[su, sv, s]^T$ en utilisant la matrice de transformation H . En divisant la première ligne

de l'équation V.4 par la troisième ligne et la deuxième ligne par la troisième ligne, nous obtenons l'équation suivante :

$$\begin{cases} -h_1x - h_2y - h_3 + (h_7x + h_8y + h_9)u = 0 \\ -h_4x - h_5y - h_6 + (h_7x + h_8y + h_9)v = 0 \end{cases} \quad (\text{V.5})$$

L'équation V.5 peut être représentée comme suit :

$$\begin{pmatrix} -x & -y & -1 & 0 & 0 & 0 & ux & uy & u \\ 0 & 0 & 0 & -x & -y & -1 & vx & vy & v \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \\ h_4 \\ h_5 \\ h_6 \\ h_7 \\ h_8 \\ h_9 \end{pmatrix} = 0 \quad (\text{V.6})$$

L'équation V.6 peut ensuite être résolue pour les paramètres de la matrice d'homographie. Ceci peut être réalisé de plusieurs façons, par exemple en utilisant l'algorithme de la transformation linéaire directe (DLT) normalisée. Le calcul de la matrice d'homographie est généralement basé sur des correspondances ponctuelles. Quatre points de correspondance ou plus entre les points du plan LiDAR et les points du plan image sont nécessaires pour estimer la matrice, dont deux au maximum sont colinéaires [26]. Les correspondances adaptées dans la méthode proposée sont les points de calibrage des bords, comme le montre la figure V.4. Jusqu'à présent, le calcul de la matrice d'homographie H a supposé que la seule erreur fût due aux erreurs de mesure, comme la résolution angulaire de 0,352 degrés du LiDAR Hokuyo urg-04lx-ug01 utilisé dans notre expérience. Les points laser ne seront pas parfaitement alignés avec les bords du modèle de calibration. Ceci s'applique également aux points extraits de l'image. Les algorithmes de mise en correspondance des caractéristiques, d'autre part, ne génèrent presque jamais un ensemble de correspondances précises à 100%. De telles erreurs peuvent conduire à une solution d'homographie déformée avec des valeurs d'erreur de reprojection élevées. L'algorithme RANSAC est utilisé pour générer une homographie robuste avec plus de paires de points. RANSAC sélectionne aléatoirement quatre correspondances de points dans l'ensemble des correspondances et estime une relation d'homographie. La meilleure homographie est identifiée comme étant celle qui est soutenue par le plus grand nombre de correspondances de points dans l'ensemble en estimant à plusieurs reprises une homographie à partir de différentes paires aléatoires. L'algorithme RANSAC sélectionne quatre échantillons au hasard dans l'ensemble de données de correspondance et s'assure que les quatre échantillons ne sont pas colinéaires. La matrice d'homographie est calculée à l'aide de l'équation 4, et la distance euclidienne est utilisée comme mesure de distance. Une correspondance est considérée comme correcte lorsque la distance euclidienne est inférieure à un certain seuil [137].

3.3 Résultats expérimentaux

L'évaluation de la méthode d'étalonnage proposée nécessite un ensemble de scans/images d'un modèle d'étalonnage, qui consiste en deux objets planétaires, comme le montre la figure V.4. Dans notre approche, les points d'intersection du plan du télémètre laser avec les bords du modèle de calibration ont été utilisés comme points de correspondance. En ce sens, tout objet dont les limites sont rectilignes est recommandé pour générer des données valides pour notre approche. La figure V.5 montre un ensemble d'images infrarouges à différentes positions utilisées pour la calibration extrinsèque. La paire balayage/image a été capturée en faisant varier la distance et la pose de la plate-forme mobile et du modèle de calibration. Chaque paire de balayage/image a été acquise en position stationnaire.



FIGURE V.5 – Images infrarouges du modèle de calibration.

Les données de nos expériences consistent en des points de délimitation des objets, extraits du nuage de points 2D des données LiDAR 2D et des images infrarouges. Pour extraire les points d'intérêt, nous avons placé les modèles de calibration devant les capteurs embarqués sur le robot. L'un des aspects les plus critiques était de s'assurer que les objets se trouvaient dans le champ de vision des capteurs du LiDAR 2D et de la caméra. La plateforme mobile a été déplacée pour s'assurer que les acquisitions de données incluaient les points d'intérêt de poses multiples. Les points de correspondances sont extraits

et explorés pour estimer la matrice H d'homographie. A cette fin, nous utilisons un ensemble de 8 paires scan/image pour obtenir les paramètres de calibration. Nous avons implémenté la fonction régulière d'estimation de l'homographie OpenCV RANSAC. Nous avons utilisé 32 correspondances comme entrée de l'estimateur RANSAC.

$$H = \begin{pmatrix} 3055.330328 & 894.327037 & 283.417610 \\ -407.446941 & -641.290408 & 956.265835 \\ -0.205946 & 3.068115 & 1.000000 \end{pmatrix} \quad (\text{V.7})$$

— Erreur de reprojection des points de contrôle

La trajectoire réelle d'un LiDAR obtenue à partir d'une image infrarouge acquise dans une chambre noire a été utilisée pour évaluer les résultats de notre calibration extrinsèque. Cela nous permet de voir la trajectoire réelle du LiDAR sur les images. L'erreur de reprojection des points de contrôle est un indicateur de la qualité du processus de calibration. Après avoir calculé les paramètres de calibration, les points de contrôle sont reprojétés sur les images infrarouges. L'erreur de reprojection est une erreur géométrique qui correspond à la distance de l'image entre un point projeté et un point mesuré. Cette erreur dépend de la précision de la calibration.

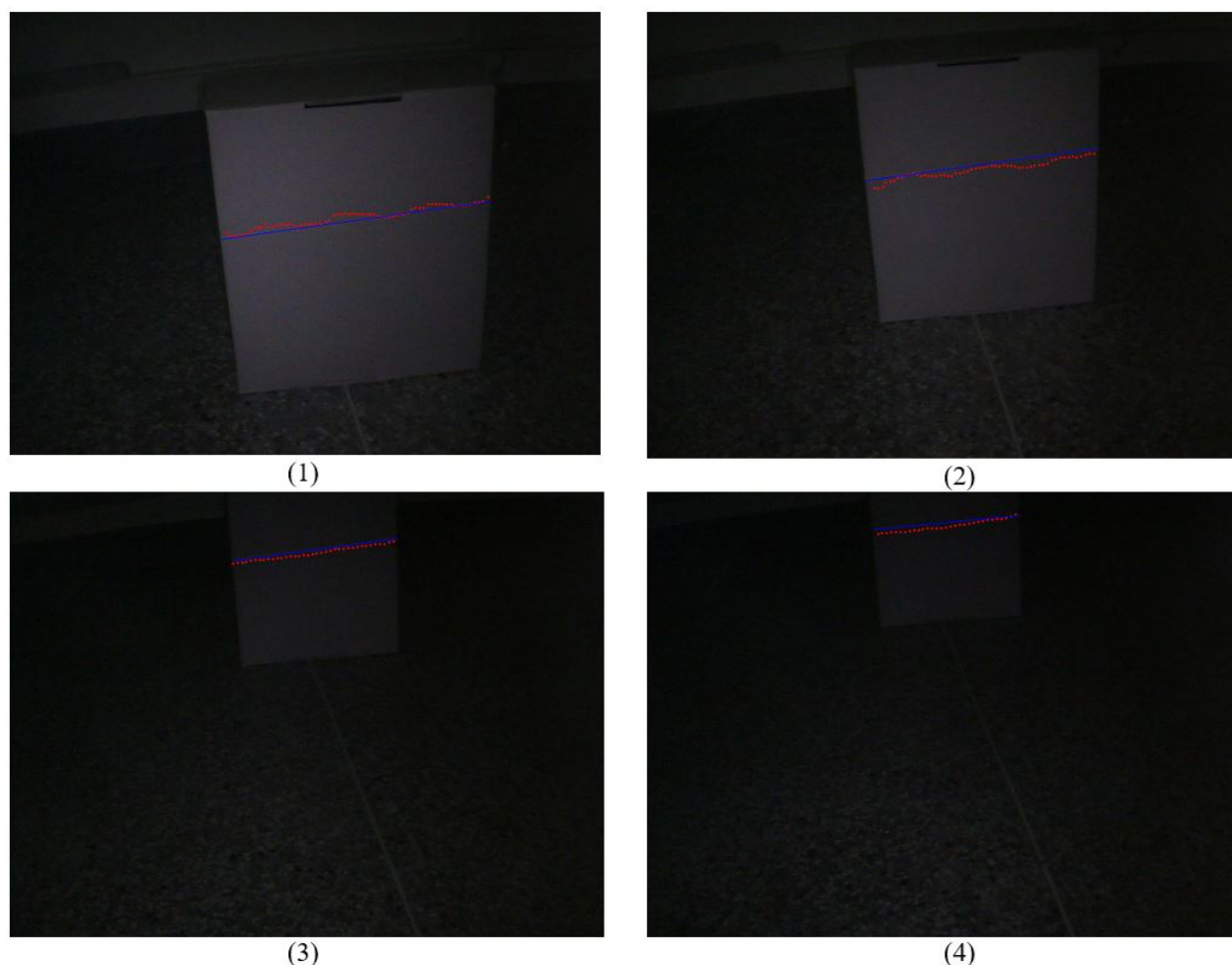


FIGURE V.6 – Le résultat de la re-projection dans le système de coordonnées de l'image par distance en utilisant les paramètres de calibration des données LiDAR : (1) 0.5m, (2) 0.8m, (3) 1m, (4) 1.2m.

La figure V.6 montre la re-projection des points de contrôle sur les images infrarouges et les trajectoires LiDAR réelles à une distance de 0,5m, 0,8m, 1m et 1,2m entre la plate-forme mobile et le modèle de calibration. La ligne bleue représente la trajectoire réelle du LiDAR telle qu'elle est vue par la caméra en utilisant le filtre infrarouge dans une pièce sombre. Les lignes en pointillés rouges représentent les points de contrôle des nuages de points LiDAR reprojétés sur l'image infrarouge par la matrice estimée H dans l'équation V.7. Comme on peut le voir, la ligne laser indiquant la partie mesurée et les nuages de points LiDAR 2D réels sont relativement superposés.

	0.5m	0.8m	1m	1.2m
RMS_u	4.448 pixels	3.794 pixels	3.554 pixels	2.195 pixels
RMS_v	5.524 pixels	5.738 pixels	5.102 pixels	5.316 pixels

TABLEAU V.2 – Les erreurs moyennes de l'axe u et v des points de contrôle La différence moyenne entre les coordonnées des pixels des points laser reprojétés.

Le tableau V.2 montre l'erreur RMS entre les coordonnées réelles et calculées des pixels des points LiDAR. Les deux ensembles de pixels sont clairement très proches. Par conséquent, la méthode de calibrage des paramètres extrinsèques proposée a été validée pour estimer les paramètres de calibrage aussi précisément que la méthode traditionnelle, mais notre algorithme est plus flexible et plus simple à mettre en oeuvre.

4 Conclusion

Ce chapitre décrit une méthode de calibration extrinsèque précise et flexible pour les capteurs LiDAR-Caméra embarqués sur le robot agricole **AgriEco Robot**. La transformation rigide entre leurs coordonnées a été modélisée par une matrice d'homographie 3×3 . Cette matrice a été estimée à l'aide d'un ensemble de points de correspondance extraits de nuages de points LiDAR 2D et d'une image infrarouge. La méthode est flexible car toute forme de planche peut être utilisée comme outil de calibration. La calibration extrinsèque du LiDAR 2D et de la caméra monoculaire permet au robot mobile de fusionner leurs données et d'obtenir des informations 3D complémentaires sur son environnement, posant ainsi les bases de futures recherches sur les robots mobiles agricoles.

Conclusion générale

La forte demande de la population croissante et l'impact environnemental exercent une pression sur la productivité agricole. Dans ce projet de thèse, le robot mobile (AgriEco Robot) dédiés aux applications agricoles sous serre est présenté pour pilier la pénurie de main-d'oeuvre, l'exposition des agriculteurs aux pesticides toxiques et dangereux et l'impact environnemental des opérations agricoles.

La plateforme mobile AgriEco Robot est configurée pour naviguer d'une manière autonome sous serre de fraisières afin de pulvériser le pesticide d'une manière autonome et localisée. Cependant, pour parvenir à l'automatisation du robot, cette thèse s'est intéressée à la conception et la réalisation de la plate-forme mobile et le développement des nouvelles stratégies pour la navigation autonome basées sur des systèmes de perception embarqués sur le robot. En outre, un capteur stéréo omnidirectionnel catadioptriques et une contribution à la calibration extrinsèques d'un capteur LiDAR et caméra ont été développés.

Le développement du robot mobile agricole consiste en une plateforme mobile à quatre roues motrices avec direction par dérapage. Des capteurs pour la perception de son environnement : un LiDAR 2D ; une caméra stéréo Zed ; et un capteur omnidirectionnel catadioptrique. La plateforme est intégrée avec un système de pulvérisations avec deux bras robotisés et une pompe émergée dans un cube de pesticide. Pour l'une unité de traitement et commande nous avons optés pour le robot la carte Jetson Tx2 pour exécuter le système d'exploitation ROS. En outre, L'automatisation de la pulvérisation des pesticides a un effet social et économique sur le contrôle de la santé des êtres humains et des plantes, tout en surveillant et en contrôlant l'effet sur l'environnement.

La navigation autonome est un élément important pour une automatisation totale des applications agricoles du robot. Dans cette logique nous avons présenté deux nouvelles stratégies de navigation autonome. La première stratégie a été basée sur LiDAR 2D, permet un guidage précis entre les rangées de fraises tout en pulvérisant automatiquement des pesticides, ainsi que de détecter la fin et de passer aux rangs suivants. La deuxième stratégie a été basée sur un modèle de transformation Top-view, transforme la scène observée par une caméra embarquée au robot en une caméra virtuelle Top-view correspondante. Les images Top-view transformées sont analysées pour assurer une navigation autonome du robot entre les rangées de cultures. La navigation du robot a été testé sous l'environnement simulé Gazebo. Une serre de fraisier expérimentale a été mise en place pour tester les systèmes développés dans des conditions réelles.

Par ailleurs, pour élargir et enrichir la perception du robot, nous avons présenté un nouveau capteur de stéréovision omnidirectionnelle avec une configuration face-à-face verticale. Et une contribution à la calibration extrinsèque des capteurs multi-sensoriel LiDAR 2D-caméra monoculaire embarqués sur

Conclusion générale

le robot mobile développé **AgriEco Robot**.

Liste des travaux de recherche

— Brevets d'invention

1. Système et procédé de -Robot de pulvérisation autonome et localisée de pesticides : Agri-Eco Robot. Brevet d'invention National Numéro MA56823. Office Marocain de la Propriété Industrielle et Commerciale OMPIC, Maroc - En cours-
2. Système de vision omnidirectionnelle stéréo. Brevet d'invention National Numéro MA56824. Office Marocain de la Propriété Industrielle et Commerciale OMPIC, Maroc - En cours-

— Articles journal

1. A calibration method of 2D LIDAR-Visual sensors embedded on an agricultural robot, A. ABANAY, Lh. MASMOUDI, et M. EL ANSARI. *Optik*, 2022, vol. 249, p. 168254.
2. LIDAR-based autonomous navigation method for an agricultural mobile robot in strawberry greenhouse : AgriEco Robot. A. ABANAY, Lh. MASMOUDI, M. EL ANSARI, J. Gonzalez-Jimenez, et F. A. Moreno, *AIMS Electronics and Electrical Engineering*, 2022, vol. 6, no 3, p. 317-328.
3. Top-view Transformation Model for vision-based navigation of an agricultural mobile robot, A. ABANAY, Lh. MASMOUDI, D. Benkhedra , J. Gonzalez-Jimenez, et F. A. Moreno, *Journal of Computational Science* - Soumis-

— Communications

1. Design and development of a mobile platform for an agricultural robot prototype, A. Abanay, Lh. Masmoudi, A. Elharif, M. Gharbi, B. Bououlid, the 2nd International Conference on Computing and Wireless Communication -ICCWCS'2017.

LISTE DES TRAVAUX DE RECHERCHE

2. A classification method for strawberry fruit segmentation and maturity based on CNN Model, M. Lghoul, A abanay, K EL Amraoui, A Ezzaki, M Hadri, A Amari, Lh Masmoudi, L Koutti, the International Conference on Artificial Intelligence and Engineering -ICAIE-2022.
3. An algorithm for weeds detection in strawberry crops based on CNN Auto-Encoder Model, K EL Amraoui, A Ezzaki, A abanay, M. Lghoul, M Hadri, A Amari, Lh Masmoudi, L Koutti, the International Conference on Artificial Intelligence and Engineering -ICAIE-2022.
4. An algorithm for crops segmentation in UAV images based on U-Net CNN model : Application to Sugarbeets plants, K. EL Amraoui, A. Ezzaki, A. Abanay, M. Lghoul, M. Hadri, A. Amari, Lh. Masmoudi. ITM Web of Conferences. Vol. 46. EDP Sciences, 2022.

Bibliographie

- [1] Z. Zhai, J. F. Martínez, V. Beltran, and N. L. Martínez, “Decision support systems for agriculture 4.0 : Survey and challenges,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 170, p. 105256, 2020. 1
- [2] M. De Clercq, A. Vats, and A. Biel, “Agriculture 4.0 : The future of farming technology,” *Proceedings of the World Government Summit, Dubai, UAE*, pp. 11–13, 2018. 1
- [3] R. Harbouze, J. Pellissier, J. Rolland, and W. Khechimi, “Rapport de synthèse sur lâagriculture au maroc.[rapport de recherche] ciheam-iamm. 2019,” in *URL : https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02137637/documentâ€ Rolle Florence, «Allocution de la Représentante de la FAO au Maroc», Conférence CAM-FAO-FIMABIO «Lâagriculture durable, plusieurs voies pour une croissance inclusive et écologique», organisée en marge du SIAM, Meknès, 2019, p. 104. 2*
- [4] M. Abbou, M. Chabbi, and M. Benicha, “Evaluation de la pression dâutilisation phytosanitaire sur lâenvironnement : Cas du fraisier de loukkos nord-ouest du maroc,” *African and Mediterranean Agricultural Journal-Al Awamia*, no. 130, pp. 54–72, 2021. 2
- [5] T. DE TECHNOLOGIE, “Techniques de production du fraisier,” 2014. 3
- [6] M. Li, K. Imou, K. Wakabayashi, and S. Yokoyama, “Review of research on agricultural vehicle autonomous guidance,” *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, vol. 2, no. 3, pp. 1–16, 2009. 8
- [7] J. F. Reid, Q. Zhang, N. Noguchi, and M. Dickson, “Agricultural automatic guidance research in north america,” *Computers and electronics in agriculture*, vol. 25, no. 1-2, pp. 155–167, 2000. 9
- [8] B. Blackmore, S. Fountas, L. Tang, and H. Have, “Systems requirements for a small autonomous tractor,” 2004. 10
- [9] T. E. Madsen and H. L. Jakobsen, “Mobile robot for weeding,” *Unpublished MSc. thesis Danish Technical University*, 2001. 10, 16
- [10] B. Åstrand 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, 2002. 10
- [11] T. Bakker, J. Bontsema, J. Müller *et al.*, “Systematic design of an autonomous platform for robotic weeding,” *Journal of Terramechanics*, vol. 47, no. 2, pp. 63–73, 2010. 10

BIBLIOGRAPHIE

- [12] J. P. Underwood, M. Calleija, Z. Taylor, C. Hung, J. Nieto, R. Fitch, and S. Sukkarieh, “Real-time target detection and steerable spray for vegetable crops,” in *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation : Robotics in Agriculture Workshop, Seattle, WA, USA*, 2015, pp. 26–30. 11
- [13] R. Bogue, “Robots poised to revolutionise agriculture,” *Industrial Robot : An International Journal*, 2016. 11
- [14] K. Jensen, S. H. Nielsen, R. Joergensen, A. Boegild, N. Jacobsen, O. Joergensen, and C. Jaeger-Hansen, “A low cost, modular robotics tool carrier for precision agriculture research,” in *Proc Int Conf on Precision Agriculture*, 2012. 11
- [15] A. Ruckelshausen, P. Biber, M. Dorna, H. Gremmes, R. Klose, A. Linz, F. Rahe, R. Resch, M. Thiel, D. Trautz *et al.*, “Bonirob—an autonomous field robot platform for individual plant phenotyping,” *Precision agriculture*, vol. 9, no. 841, p. 1, 2009. 12, 16
- [16] A. Mandow, J. Gomez-de Gabriel, J. L. Martinez, V. F. Munoz, A. Ollero, and A. Garcia-Cerezo, “The autonomous mobile robot aurora for greenhouse operation,” *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 3, no. 4, pp. 18–28, 1996. 13
- [17] P. J. Sammons, T. Furukawa, and A. Bulgin, “Autonomous pesticide spraying robot for use in a greenhouse,” in *Australian Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, no. 9. Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation Canberra, Australia, 2005. 13
- [18] G. Acaccia, R. Michelini, R. Molfino, and R. Razzoli, “Mobile robots in greenhouse cultivation : inspection and treatment of plants,” in *Memories. Paper presented in 1st International Workshop on Advances in Services Robotics. Bardolino, Italia*. Citeseer, 2003. 13
- [19] B. Arad, J. Balendonck, R. Barth, O. Ben-Shahar, Y. Edan, T. Hellström, J. Hemming, P. Kurtser, O. Ringdahl, T. Tielen *et al.*, “Development of a sweet pepper harvesting robot,” *Journal of Field Robotics*, vol. 37, no. 6, pp. 1027–1039, 2020. 13
- [20] C. Lehnert, A. English, C. McCool, A. W. Tow, and T. Perez, “Autonomous sweet pepper harvesting for protected cropping systems,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 2, no. 2, pp. 872–879, 2017. 14
- [21] H. SANCHEZ *et al.*, “Mechanical design and development of an electric mobile robot for agricultural tasks in greenhouses,” *Almería : University of Almería, Agrifood Campus of International Excellence*, 2011. 15
- [22] S. G. Tzafestas, *Introduction to mobile robot control*. Elsevier, 2013. 15
- [23] S. Han, B. Choi, and J. Lee, “A precise curved motion planning for a differential driving mobile robot,” *Mechatronics*, vol. 18, no. 9, pp. 486–494, 2008. 18, 19
- [24] R. Siegwart, I. R. Nourbakhsh, and D. Scaramuzza, *Introduction to autonomous mobile robots*. MIT press, 2011. 19
- [25] Q. Qiu, Z. Fan, Z. Meng, Q. Zhang, Y. Cong, B. Li, N. Wang, and C. Zhao, “Extended ackerman steering principle for the coordinated movement control of a four wheel drive agricultural mobile robot,” *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 152, pp. 40–50, 2018. 19

BIBLIOGRAPHIE

- [26] Y. Ye, L. He, and Q. Zhang, “Steering control strategies for a four-wheel-independent-steering bin managing robot,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 16, pp. 39–44, 2016. 19
- [27] K. Tchoń, K. Zadarnowska, Ł. Juskiewicz, and K. Arent, “Modeling and control of a skid-steering mobile platform with coupled side wheels,” *Bulletin of the Polish Academy of Sciences : Technical Sciences*, pp. 807–818, 2015. 19
- [28] M. Trojnacki and P. Dąbek, “Studies of dynamics of a lightweight wheeled mobile robot during longitudinal motion on soft ground,” *Mechanics Research Communications*, vol. 82, pp. 36–42, 2017. 19
- [29] W. Yu, O. Y. Chuy, E. G. Collins, and P. Hollis, “Analysis and experimental verification for dynamic modeling of a skid-steered wheeled vehicle,” *IEEE transactions on robotics*, vol. 26, no. 2, pp. 340–353, 2010. 20, 45, 46
- [30] R. B. Fisher and K. Konolige, “Range sensors,” in *Springer Handbook of Robotics*. Springer, 2008, pp. 521–542. 21
- [31] R. Scholdstrom, “The aga model 8 laser geodimeter,” *Australian Surveyor*, vol. 22, no. 6, pp. 436–442, 1969. 21
- [32] Y. Li and J. Ibanez-Guzman, “Lidar for autonomous driving : The principles, challenges, and trends for automotive lidar and perception systems,” *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 37, no. 4, pp. 50–61, 2020. 22
- [33] I. E. Commission *et al.*, “Iec 60825-1 : 2014 safety of laser products-part 1 : Equipment classification and requirements,” *IEC, Geneva*, vol. 3, 2014. 22
- [34] A. Logeshwari, S. Sugapriya, S. Swathi, S. Rakshanaa, and U. Suruthi, “Intelligent robotics and autonomous agents.” 23
- [35] S. Thrun, “Winning the darpa grand challenge,” in *European Conference on Machine Learning*. Springer, 2006, pp. 4–4. 23
- [36] M. Gholamhossein and H. Khaloozadeh, “Automotive radar data filtering approach for adaptive cruise control systems,” in *2008 3rd International Conference on Sensing Technology*. IEEE, 2008, pp. 10–14. 23
- [37] R. Finkelshtain, A. Bechar, Y. Yovel, and G. Kósa, “Investigation and analysis of an ultrasonic sensor for specific yield assessment and greenhouse features identification,” *Precision Agriculture*, vol. 18, no. 6, pp. 916–931, 2017. 23
- [38] G. Chen, G. Cui, Z. Jin, F. Wu, and X. Chen, “Accurate intrinsic and extrinsic calibration of rgb-d cameras with gp-based depth correction,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 19, no. 7, pp. 2685–2694, 2018. 26
- [39] Y. V. Goshin, “Estimating intrinsic camera parameters using the sum of cosine distances,” in *Journal of Physics : Conference Series*, vol. 1096, no. 1. IOP Publishing, 2018, p. 012092. 27
- [40] J. Kümmerle and T. Kühner, “Unified intrinsic and extrinsic camera and lidar calibration under uncertainties,” in *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2020, pp. 6028–6034. 27

BIBLIOGRAPHIE

- [41] J. Zhang, H. Yu, H. Deng, Z. Chai, M. Ma, and X. Zhong, "A robust and rapid camera calibration method by one captured image," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 68, no. 10, pp. 4112–4121, 2018. 27
- [42] W. Qi, F. Li, and L. Zhenzhong, "Review on camera calibration," in *2010 Chinese Control and Decision Conference*. IEEE, 2010, pp. 3354–3358. 27
- [43] A. Khurana and K. Nagla, "Extrinsic calibration methods for laser range finder and camera : A systematic review," *MAPAN*, vol. 36, no. 3, pp. 669–690, 2021. 27
- [44] P. Hu, X. Hao, J. Li, C. Cheng, and A. Wang, "Design and implementation of binocular vision system with an adjustable baseline and high synchronization," in *2018 IEEE 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC)*. IEEE, 2018, pp. 566–570. 28
- [45] J. Y. Zheng and S. Tsuji, "From anorthoscope perception to dynamic vision," in *Proceedings., IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 1990, pp. 1154–1160. 30
- [46] T. Sato and N. Yokoya, "Omni-directional multibaseline stereo without similarity measures," in *Proc. Workshop on Omnidirectional Vision, Camera Networks and Non-classical Cameras*, 2005, pp. 193–200. 30
- [47] B. L. Zhang, S. J. Zhang, W. Q. Ding, and H. S. Shi, "Fisheye lens distortion calibration based on the lens characteric curves," in *Applied Mechanics and Materials*, vol. 519. Trans Tech Publ, 2014, pp. 636–639. 31
- [48] 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, 1999. 32, 65
- [49] S. K. Nayar, "Catadioptric omnidirectional camera," in *Proceedings of IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition*. IEEE, 1997, pp. 482–488. 32, 65
- [50] J. Illingworth and J. Kittler, "A survey of the hough transform," *Computer vision, graphics, and image processing*, vol. 44, no. 1, pp. 87–116, 1988. 33
- [51] B. Åstrand and A.-J. Baerveldt, "A vision based row-following system for agricultural field machinery," *Mechatronics*, vol. 15, no. 2, pp. 251–269, 2005. 33
- [52] C. Gée, J. Bossu, G. Jones, and F. Truchetet, "Crop/weed discrimination in perspective agronomic images," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 60, no. 1, pp. 49–59, 2008. 33
- [53] T. Bakker, H. Wouters, K. Van Asselt, J. Bontsema, L. Tang, J. Müller, and G. van Straten, "A vision based row detection system for sugar beet," *Computers and electronics in agriculture*, vol. 60, no. 1, pp. 87–95, 2008. 33
- [54] S. Ericson and B. Åstrand, "A vision-guided mobile robot for precision agriculture," in *Precision agriculture'09 : papers presented at the 7th European Conference on Precision Agriculture, Wageningen, the Netherlands, 6-8 June 2009*. Wageningen Academic Publishers, 2009, pp. 623–630. 33

BIBLIOGRAPHIE

- [55] F. Rovira-Más, Q. Zhang, J. Reid, and J. Will, “Hough-transform-based vision algorithm for crop row detection of an automated agricultural vehicle,” *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D : Journal of Automobile Engineering*, vol. 219, no. 8, pp. 999–1010, 2005. 33, 86
- [56] Y. Ren, Y. Tan, H. Yang, W. Li, B. Chen *et al.*, “Visual navigation of cucumber picking robot based on fuzzy control.” *Journal of Jiangsu University-Natural Science Edition*, vol. 30, no. 4, pp. 343–346, 2009. 33
- [57] W. Winterhalter, F. V. Fleckenstein, C. Dornhege, and W. Burgard, “Crop row detection on tiny plants with the pattern hough transform,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 3, no. 4, pp. 3394–3401, 2018. 33
- [58] J. Billingsley and M. Schoenfisch, “Vision-guidance of agricultural vehicles,” *Autonomous Robots*, vol. 2, no. 1, pp. 65–76, 1995. 33
- [59] H. T. Søggaard and H. J. Olsen, “Determination of crop rows by image analysis without segmentation,” *Computers and electronics in agriculture*, vol. 38, no. 2, pp. 141–158, 2003. 33
- [60] M. Montalvo, G. Pajares, J. M. Guerrero, J. Romeo, M. Guijarro, A. Ribeiro, J. J. Ruz, and J. Cruz, “Automatic detection of crop rows in maize fields with high weeds pressure,” *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 15, pp. 11 889–11 897, 2012. 33, 95
- [61] X. Zhang, X. Li, B. Zhang, J. Zhou, G. Tian, Y. Xiong, and B. Gu, “Automated robust crop-row detection in maize fields based on position clustering algorithm and shortest path method,” *Computers and electronics in agriculture*, vol. 154, pp. 165–175, 2018. 33, 95
- [62] O. Yu, L. Yongbo, L. Lu, Z. Dequan, J. Jun, and C. Liqing, “Extraction method of navigation baseline of corn roots based on machine vision,” *Nongye Jixie Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, vol. 48, no. 2, 2017. 33
- [63] K. Fue, W. Porter, E. Barnes, C. Li, and G. Rains, “Evaluation of a stereo vision system for cotton row detection and boll location estimation in direct sunlight,” *Agronomy*, vol. 10, no. 8, p. 1137, 2020. 33
- [64] A. Bechar and C. Vigneault, “Agricultural robots for field operations : Concepts and components,” *Biosystems Engineering*, vol. 149, pp. 94–111, 2016. 34
- [65] J. Bell, B. A. MacDonald, and H. S. Ahn, “Row following in pergola structured orchards,” in *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2016, pp. 640–645. 34
- [66] M. Bergerman, S. M. Maeta, J. Zhang, G. M. Freitas, B. Hamner, S. Singh, and G. Kantor, “Robot farmers : Autonomous orchard vehicles help tree fruit production,” *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 22, no. 1, pp. 54–63, 2015. 34
- [67] F. B. Malavazi, R. Guyonneau, J.-B. Fasquel, S. Lagrange, and F. Mercier, “Lidar-only based navigation algorithm for an autonomous agricultural robot,” *Computers and electronics in agriculture*, vol. 154, pp. 71–79, 2018. 34

BIBLIOGRAPHIE

- [68] S. A. Hiremath, G. W. Van Der Heijden, F. K. Van Evert, A. Stein, and C. J. Ter Braak, "Laser range finder model for autonomous navigation of a robot in a maize field using a particle filter," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 100, pp. 41–50, 2014. 34, 80
- [69] J. Zhang, A. Chambers, S. Maeta, M. Bergerman, and S. Singh, "3d perception for accurate row following : Methodology and results," in *2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, 2013, pp. 5306–5313. 34
- [70] 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. 168254, 2022. 34
- [71] A. Milella, G. Reina, and M. Nielsen, "A multi-sensor robotic platform for ground mapping and estimation beyond the visible spectrum," *Precision agriculture*, vol. 20, no. 2, pp. 423–444, 2019. 34
- [72] L. Meichen, C. Jun, Z. Xiang, W. Lu, and T. Yongpeng, "Dynamic obstacle detection based on multi-sensor information fusion," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 17, pp. 861–865, 2018. 34
- [73] M. Quigley, K. Conley, B. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler, A. Y. Ng *et al.*, "Ros : an open-source robot operating system," in *ICRA workshop on open source software*, vol. 3, no. 3.2. Kobe, Japan, 2009, p. 5. 35
- [74] A. Martinez and E. Fernndez, *Learning ROS for robotics programming*. Packt Publishing, 2013. 35
- [75] Y.-C. Chiu, S. Chen, and J.-F. Lin, "Study of an autonomous fruit picking robot system in greenhouses," *Engineering in agriculture, environment and food*, vol. 6, no. 3, pp. 92–98, 2013. 39
- [76] S. Hayashi, S. Yamamoto, S. Saito, Y. Ochiai, J. Kamata, M. Kurita, and K. Yamamoto, "Field operation of a movable strawberry-harvesting robot using a travel platform," *Japan Agricultural Research Quarterly : JARQ*, vol. 48, no. 3, pp. 307–316, 2014. 39
- [77] Y. Zhao, L. Gong, C. Liu, and Y. Huang, "Dual-arm robot design and testing for harvesting tomato in greenhouse," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 16, pp. 161–165, 2016. 40
- [78] A. Abanay, L. 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*, 2017, pp. 1–5. 41
- [79] P. MORENTON, *Cao : Logiciel Catia*. Ed. Techniques Ingénieur, 2006. 43
- [80] C. Hibner, "Drive train basics (how to be sure your robot will turn)," *Walled Lake Monsters Robotics Team*, 2003. 47
- [81] L. Kneip, F. Tâche, G. Caprari, and R. Siegwart, "Characterization of the compact hokuyo urg-04lx 2d laser range scanner," in *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 2009, pp. 1447–1454. 52
- [82] D. W. Rees, "Panoramic television viewing system," *United States Patent, No. 3, 505, 465*, 1970. 65, 67

BIBLIOGRAPHIE

- [83] Y. Yagi and S. Kawato, "Panorama scene analysis with conic projection," in *IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems, Towards a New Frontier of Applications*. IEEE, 1990, pp. 181–187. 65
- [84] Y. Yagi, Y. Nishizawa, and M. Yachida, "Map-based navigation for a mobile robot with omnidirectional image sensor copis," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 11, no. 5, pp. 634–648, 1995. 66
- [85] V. Caglioti and S. Gasparini, "On the localization of straight lines in 3d space from single 2d images," in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, vol. 1. IEEE, 2005, pp. 1129–1134. 66
- [86] K. Yamazawa, Y. Yagi, and M. Yachida, "Omnidirectional imaging with hyperboloidal projection," in *Proceedings of 1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'93)*, vol. 2. IEEE, 1993, pp. 1029–1034. 67
- [87] R. Bunschoten and B. Krose, "Robust scene reconstruction from an omnidirectional vision system," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 19, no. 2, pp. 351–357, 2003. 67
- [88] W. L. D. Lui and R. Jarvis, "Eye-full tower : A gpu-based variable multibaseline omnidirectional stereovision system with automatic baseline selection for outdoor mobile robot navigation," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 58, no. 6, pp. 747–761, 2010. 67
- [89] J.-H. Kim and M. J. Chung, "Slam with omni-directional stereo vision sensor," in *Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003)(Cat. No. 03CH37453)*, vol. 1. IEEE, 2003, pp. 442–447. 67, 68
- [90] S. K. Nayar, "Sphero : Determining depth using two specular spheres and a single camera," in *Optics, Illumination, and Image Sensing for Machine Vision III*, vol. 1005. SPIE, 1989, pp. 245–254. 67
- [91] S. Goto, A. Yamashita, R. Kawanishi, T. Kaneko, and H. Asama, "3d environment measurement using binocular stereo and motion stereo by mobile robot with omnidirectional stereo camera," in *2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*. IEEE, 2011, pp. 296–303. 68
- [92] R. Boutteau, X. Savatier, and J.-Y. Ertaud, "A dynamic programming algorithm applied to omnidirectional vision for dense 3d reconstruction," in *2013 2nd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition*. IEEE, 2013, pp. 927–931. 68
- [93] L. Spacek and C. Burbridge, "Instantaneous robot self-localization and motion estimation with omnidirectional vision," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 55, no. 9, pp. 667–674, 2007. 68
- [94] C. Drocourt, L. Delahoche, C. Pegard, and A. Clerentin, "Mobile robot localization based on an omnidirectional stereoscopic vision perception system," in *Proceedings 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 99CH36288C)*, vol. 2. IEEE, 1999, pp. 1329–1334. 69
- [95] E. M. Mouaddib, G. Dequen, and L. Devendeville, "A new omnidirectional stereovision sensor," in *2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision*. IEEE, 2007, pp. 1–6. 69

BIBLIOGRAPHIE

- [96] O. C. Barawid Jr, A. Mizushima, K. Ishii, and N. Noguchi, "Development of an autonomous navigation system using a two-dimensional laser scanner in an orchard application," *Biosystems Engineering*, vol. 96, no. 2, pp. 139–149, 2007. 80
- [97] A. Abanay, L. Masmoudi, M. El Ansari, J. Gonzalez-Jimenez, and F.-A. Moreno, "Lidar-based autonomous navigation method for an agricultural mobile robot in strawberry greenhouse : Agrieco robot," *AIMS Electronics and Electrical Engineering*, vol. 6, no. 3, pp. 317–328, 2022. 80
- [98] R. Ospina and N. Noguchi, "Simultaneous mapping and crop row detection by fusing data from wide angle and telephoto images," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 162, pp. 602–612, 2019. 86, 87
- [99] I. García-Santillán, D. Peluffo-Ordoñez, V. Caranqui, M. Pusedá, F. Garrido, and P. Granda, "Computer vision-based method for automatic detection of crop rows in potato fields," in *International Conference on Information Technology & Systems*. Springer, 2018, pp. 355–366. 86
- [100] C.-C. Lin and M.-S. Wang, "Topview transform model for the vehicle parking assistance system," in *2010 International Computer Symposium (ICS2010)*. IEEE, 2010, pp. 306–311. 87
- [101] H. G. Jung, D. S. Kim, P. J. Yoon, and J. Kim, "Parking slot markings recognition for automatic parking assist system," in *2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. IEEE, 2006, pp. 106–113. 87
- [102] C.-C. Lin and M.-S. Wang, "A vision based top-view transformation model for a vehicle parking assistant," *Sensors*, vol. 12, no. 4, pp. 4431–4446, 2012. 87
- [103] A. Broggi, "A massively parallel approach to real-time vision-based road markings detection," in *Proceedings of the Intelligent Vehicles' 95. Symposium*. IEEE, 1995, pp. 84–89. 87
- [104] A. M. Muad, A. Hussain, S. A. Samad, M. M. Mustafa, and B. Y. Majlis, "Implementation of inverse perspective mapping algorithm for the development of an automatic lane tracking system," in *2004 IEEE Region 10 Conference TENCON 2004*. IEEE, 2004, pp. 207–210. 87
- [105] S. Tanaka, K. Yamada, T. Ito, and T. Ohkawa, "Vehicle detection based on perspective transformation using rear-view camera," *International journal of vehicular technology*, vol. 2011, 2011. 87
- [106] G. Y. Song, K. Y. Lee, and J. W. Lee, "Vehicle detection by edge-based candidate generation and appearance-based classification," in *2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. IEEE, 2008, pp. 428–433. 87
- [107] N. Sainz-Costa, A. Ribeiro, X. P. Burgos-Artizzu, M. Guizarro, and G. Pajares, "Mapping wide row crops with video sequences acquired from a tractor moving at treatment speed," *Sensors*, vol. 11, no. 7, pp. 7095–7109, 2011. 87
- [108] G. Jiang, X. Wang, Z. Wang, and H. Liu, "Wheat rows detection at the early growth stage based on hough transform and vanishing point," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 123, pp. 211–223, 2016. 87, 89

BIBLIOGRAPHIE

- [109] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple view geometry in computer vision*. Cambridge university press, 2003. 88
- [110] J. Wu, M. Deng, L. Fu, and J. Miao, “Vanishing point conducted diffusion for crop rows detection,” in *International Conference on Intelligent and Interactive Systems and Applications*. Springer, 2018, pp. 404–416. 89
- [111] B. Bataineh, S. N. H. S. Abdullah, and K. Omar, “An adaptive local binarization method for document images based on a novel thresholding method and dynamic windows,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, no. 14, pp. 1805–1813, 2011. 94
- [112] Q. Chen, Q.-s. Sun, P. A. Heng, and D.-s. Xia, “A double-threshold image binarization method based on edge detector,” *Pattern recognition*, vol. 41, no. 4, pp. 1254–1267, 2008. 94
- [113] J. Dou and W. Zhang, “A fast thresholding technique in image binarization for embedded system,” *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*, vol. 12, no. 1, pp. 592–598, 2014. 94
- [114] T. Tsenoglou, N. Vassilas, and D. Ghazanfarpour, “A new weighted region-based hough transform algorithm for robust line detection in poor quality images of 2d lattices of rectangular objects,” *ELCVIA : Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, vol. 12, no. 2, pp. 0066–77, 2013. 94
- [115] 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, 2020. 94
- [116] A. Ezzaki, M. Lhoussaine, M. El 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 (2088-8708)*, vol. 10, no. 2, 2020. 94, 95
- [117] S. F. A. Abuowaida, H. Y. Chan, N. F. F. Alshdaifat, and L. Abualigah, “A novel instance segmentation algorithm based on improved deep learning algorithm for multi-object images,” *Jordanian J Comput Inf Technol (JJCIT)*, vol. 7, no. 01, pp. 10–5455, 2021. 94
- [118] W. Yang, S. Wang, X. Zhao, J. Zhang, and J. Feng, “Greenness identification based on hsv decision tree,” *Information Processing in Agriculture*, vol. 2, no. 3-4, pp. 149–160, 2015. 94
- [119] R. Zennouhi and L. Masmoudi, “A new 2d histogram scheme for colour image segmentation,” *The Imaging Science Journal*, vol. 57, no. 5, pp. 260–265, 2009. 95
- [120] F. Rovira-Más, V. Saiz-Rubio, and A. Cuenca-Cuenca, “Augmented perception for agricultural robots navigation,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 10, pp. 11 712–11 727, 2020. 104
- [121] Q. Wang, Z. Meng, and H. Liu, “Review on application of binocular vision technology in field obstacle detection,” in *IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*, vol. 806, no. 1. IOP Publishing, 2020, p. 012025. 104
- [122] Q. Zhang and R. Pless, “Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration),” in *2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)(IEEE Cat. No. 04CH37566)*, vol. 3. IEEE, 2004, pp. 2301–2306. 105

BIBLIOGRAPHIE

- [123] X. Chu, J. Zhou, L. Chen, and X. Xu, “An improved method for calibration between a 2d lidar and a camera based on point-line correspondences,” in *Journal of Physics : Conference Series*, vol. 1267, no. 1. IOP Publishing, 2019, p. 012048. 105
- [124] A. R. Willis, M. J. Zapata, and J. M. Conrad, “A linear method for calibrating lidar-and-camera systems,” in *2009 IEEE International Symposium on Modeling, Analysis & Simulation of Computer and Telecommunication Systems*. IEEE, 2009, pp. 1–3. 105
- [125] G. Li, Y. Liu, L. Dong, X. Cai, and D. Zhou, “An algorithm for extrinsic parameters calibration of a camera and a laser range finder using line features,” in *2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, 2007, pp. 3854–3859. 105
- [126] K. Kwak, D. F. Huber, H. Badino, and T. Kanade, “Extrinsic calibration of a single line scanning lidar and a camera,” in *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, 2011, pp. 3283–3289. 105
- [127] W. Dong and V. Isler, “A novel method for the extrinsic calibration of a 2d laser rangefinder and a camera,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 18, no. 10, pp. 4200–4211, 2018. 105
- [128] Z. Pusztai and L. Hajder, “Accurate calibration of lidar-camera systems using ordinary boxes,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, 2017, pp. 394–402. 105
- [129] J.-Y. Kim and J.-E. Ha, “Extrinsic calibration of a camera and a 2d lidar using a dummy camera with ir cut filter removed,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 183 071–183 079, 2020. 106
- [130] H. Yang, X. Liu, and I. Patras, “A simple and effective extrinsic calibration method of a camera and a single line scanning lidar,” in *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*. IEEE, 2012, pp. 1439–1442. 106
- [131] H. Zeng, X. Deng, and Z. Hu, “A new normalized method on line-based homography estimation,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, no. 9, pp. 1236–1244, 2008. 106
- [132] Z. Zhang, “A flexible new technique for camera calibration,” *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 22, no. 11, pp. 1330–1334, 2000. 109
- [133] R. Yang, W. Yang, Y. Chen, and X. Wu, “Geometric calibration of ir camera using trinocular vision,” *Journal of Lightwave technology*, vol. 29, no. 24, pp. 3797–3803, 2011. 109
- [134] C. Loop and Z. Zhang, “Computing rectifying homographies for stereo vision,” in *Proceedings. 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cat. No PR00149)*, vol. 1. IEEE, 1999, pp. 125–131. 109
- [135] K. I. Sainan, M. Mohamad, Z. Mohamed, S. B. Saari, M. F. Mat, and N. S. Khusaini, “Athletes tracking using homography method : a preliminary study,” *International Journal of Engineering & Technology*, vol. 7, no. 4, pp. 6–10, 2018. 109
- [136] E. Dubrofsky and R. J. Woodham, “Combining line and point correspondences for homography estimation,” in *International symposium on visual computing*. Springer, 2008, pp. 202–213. 109
- [137] M. A. Fischler and R. C. Bolles, “Random sample consensus : a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381–395, 1981. 110

Résumé :

L'agriculture moderne est confrontée à de nombreux défis, tels que la réduction des intrants et l'augmentation des rendements, qui nécessitent le développement de nouvelles technologies. Les robots agricoles sont considérés comme l'une des solutions possibles pour relever ces défis. Cependant, des obstacles doivent être surmontés avant qu'ils puissent être largement utilisés par les agriculteurs. Les travaux de recherches présentés dans cette thèse se sur le développement de nouvelles technologies robotiques pour l'agriculture moderne, les contributions apportées concernent principalement deux volets :

Le premier volet concerne le développement et la réalisation d'une plateforme robotique mobile dédiée à des applications en agriculture sous serre. Un capteur de vision stéréo omnidirectionnel embarqué sur la plateforme mobile a été développé et réalisé, permettant à la plateforme de percevoir son environnement en 360 degrés et d'inférer la profondeur de chaque objet qui l'entoure.

Le deuxième volet se focalise sur le développement de nouvelles stratégies de navigation autonome basées sur des capteurs embarqués. Ainsi, deux méthodes ont été développées : l'une utilise capteur LiDAR 2D et l'autre une caméra monoculaire. Les algorithmes développés permettent à la plateforme mobile de se déplacer de manière autonome dans la serre de fraisières afin d'effectuer la tâche de pulvérisation de pesticides, aux cultures de fraisières sous serre, de manière optimale et localisée. Une méthode de calibration du système de perception LiDAR 2D- Caméra monoculaire embarqué a été développé pour améliorer la perception de l'environnement. Les différentes approches développées dans le cadre de la thèse ont été testées avec succès dans un environnement réel de serre agricole, démontrant la faisabilité de l'utilisation de robots agricoles pour accomplir des tâches telles que la pulvérisation localisée et optimisée de pesticides.

Mots clés : Agriculture moderne, robotique mobile agricole, navigation autonome, systèmes de perception.

Abstract:

Modern agriculture is faced with many challenges, such as reducing input and increasing yields, which require the development of new technologies. Agricultural robots are considered as one of the possible solutions to address these challenges. However, obstacles must be overcome before they can be widely used by farmers. The research presented in this thesis focuses on the development of new robotic technologies for modern agriculture. The contributions made mainly concern two aspects:

The first aspect concerns the development and implementation of a mobile robotic platform dedicated to greenhouse applications. An embedded omnidirectional stereo vision sensor was developed and implemented on the mobile platform, allowing the platform to perceive its environment in 360 degrees and infer the depth of each object around it.

The second aspect focuses on the development of new autonomous navigation strategies based on embedded sensors. Thus, two methods have been developed: one uses a 2D LiDAR sensor and the other a monocular camera. The developed algorithms allow the mobile platform to move autonomously in the strawberry greenhouse to perform the task of spraying pesticides, on strawberry crops under the greenhouse, in an optimal and localized manner. A calibration method for the embedded 2D LiDAR-camera perception system was developed to improve the perception of the environment.

The different approaches developed in the thesis were successfully tested in a real agricultural greenhouse environment, demonstrating the feasibility of using agricultural robots to perform tasks such as localized and optimized spraying of pesticides.

Keywords: Modern agriculture, mobile agricultural robotics, autonomous navigation, perception systems.

Année Universitaire : 2021/2022