

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université Mohamed Khidir - Biskra-

Faculté des sciences et technologie

Département d'électronique et d'automatique

Référence :



جامعة محمد خيضر – بسكرة-

كلية العلوم و التكنولوجيا

قسم الإلكترونيات والآلية

المرجع:

Thèse présentée en vue de l'obtention

Du diplôme de :

Doctorat LMD en Électronique et Automatique

Spécialité : Automatique

Option : Automatique et robotique

Intitulé:

**Détection visuelle des maladies de palmiers
dattiers et localisation**

Présentée par:

Sofiane BEN ABDI

Soutenue publiquement le: 11/05/2026

Devant le jury composé de:

Président:	Hatem GHODBANE	Professeur	Université de Biskra
Directeur:	Abderrazak DEBILOU	Professeur	Université de Biskra
Co- Directeur:	Abdel Malik OUAMANE	Professeur	Université de Biskra
Examineur:	Mohamed BOUMEHRAZ	Professeur	Université de Biskra
Examineur:	Ammar CHOUCANE	Professeur	Université de Barika

2025-2026

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

DÉDICACE

Ces mots reflètent ma profonde gratitude et mon amour infini envers mes chers parents. Votre foi inébranlable en mes capacités a été la lumière qui a guidé mon chemin dans la quête du savoir. Vous avez semé en moi une passion insatiable pour l'apprentissage et une soif inépuisable de découverte. Vos sacrifices, visibles et invisibles, ont ouvert la voie à l'obtention de ce doctorat, et je vous en serai éternellement reconnaissant.

À mes frères et sœur, votre soutien indéfectible et votre confiance en moi ont été une source d'inspiration inestimable. Votre enthousiasme et vos encouragements m'ont donné la force de surmonter les défis et de toujours viser l'excellence. Votre présence à mes côtés a enrichi ce voyage, lui conférant une signification particulière et précieuse.

Je tiens également à exprimer ma profonde reconnaissance à Pr. Abderrazak Debilou, mon directeur de recherche, pour ses conseils avisés, son soutien infaillible et sa sagesse tout au long de ce travail. Son expertise et son engagement ont été essentiels à la réussite de cette recherche.

Je n'oublie pas d'adresser mes sincères remerciements à tous les membres du laboratoire d'identification, commande, contrôle et communication (L3CUB) de l'université de Biskra pour leur soutien et pour avoir fourni un environnement propice à la réalisation de cette recherche.

Enfin, à toutes les personnes qui m'ont soutenu et aidé, directement ou indirectement, votre appui a été inestimable. Vos paroles encourageantes, vos gestes bienveillants et votre confiance en mes capacités ont été le vent qui m'a porté vers de nouveaux horizons. À vous tous, je témoigne ma plus profonde gratitude et reconnaissance.

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je rends grâce et je loue Allah, le Tout-Puissant, pour les bénédictions innombrables qu'Il m'a accordées, en me dotant de la force, de la guidance et de la sagesse tout au long de mon parcours académique dans ma quête pour obtenir mon doctorat.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude et mes remerciements sincères à mon directeur de recherche, **Pr. Abderrazak DEBILOU**, pour son soutien constant, ses conseils précieux et sa patience infinie. Son orientation sage, son expertise et son dévouement ont eu un impact profond sur l'avancement de ma recherche et sur mon développement académique. Il a joué un rôle essentiel à chaque étape de ce parcours scientifique.

Je tiens également à exprimer ma profonde gratitude à ma co-directeur de projet, **Pr. AbdelMalik OUAMANE** qui m'a apporté un soutien constant et a joué un rôle clé dans la gestion du projet. Ses retours constructifs et son approche collaborative ont été essentiels au développement de ce travail. Je suis reconnaissant pour ses conseils avisés et honoré de travailler sous sa supervision.

Cette thèse n'est pas seulement le couronnement des efforts d'un doctorant, mais aussi une grande responsabilité assumée par les membres éminents du jury. Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à tous les membres du jury pour le temps précieux qu'ils ont consacré, leur présence, leur participation active, ainsi que pour leurs connaissances riches et leurs évaluations précises qui ont joué un rôle central dans l'enrichissement et l'amélioration de cette thèse:

- **Pr. Hatem GHODBANE.**
- **Pr. Mohamed BOUMEHRAZ.**
- **Pr. Ammar CHOUCANE.**

Enfin, je tiens à exprimer ma profonde gratitude et ma sincère reconnaissance à la **Pr. Riadh AJGOU**, à la **Dr. Lemya GUETTAL** et à la **Pr. Aicha GUERGAZI**, qui ont grandement contribué à m'aider en me transmettant leur expertise précieuse dans le domaine de la recherche, ce qui a eu un impact considérable sur l'orientation de mon travail académique.

Résumé

Cette thèse traite d'un problème majeur auquel sont confrontés les agriculteurs dans les régions sahariennes, à savoir la propagation rapide de l'acarien *Oligonychus afrasiaticus*, connu localement sous le nom de Boufaroua, qui affecte les fruits du palmier dattier et entraîne d'importantes pertes agricoles. Afin de faire face à ce défi, des techniques d'intelligence artificielle et des quadrirotors ont été utilisés. Un quadrirotor à six degrés de liberté (6-DOF) a été exploité pour effectuer des inspections aériennes des palmiers dattiers et capturer des images des fruits sous différents angles à l'aide d'une caméra embarquée. Les images acquises sont ensuite transmises et analysées afin de détecter et localiser la présence de la maladie au niveau de chaque palmier, permettant ainsi de prendre les interventions agricoles appropriées en temps opportun. Pour la détection de la maladie, des réseaux de neurones convolutifs (CNN) ont été utilisés à travers le modèle DPMD-CNN (date palm mite *Oligonychus afrasiaticus* disease), combinant les architectures AlexNet et VGG-16. Le modèle a été entraîné sur une base de données composée de 1790 images de fruits de palmier dattier et a atteint une précision de classification de 97,49 %. Afin d'améliorer les performances du quadrirotor, un contrôleur hybride P-PID a été développé pour assurer la stabilité du vol et le suivi de trajectoire, avec un réglage des paramètres à l'aide de l'algorithme d'optimisation par colonie de fourmis (ACO). Le modèle dynamique du quadrirotor a été considéré comme un système non linéaire multi-entrées multi-sorties (MIMO), et les performances du contrôleur ont été évalués par simulation sous MATLAB/Simulink. Les résultats obtenus démontrent l'efficacité du modèle proposé en termes de précision de détection et de stabilité du contrôle, validée à travers des simulations et des essais pratiques réalisés en laboratoire LI 3CUB. Sur le plan applicatif, un système intégré combinant le quadrirotor, la caméra et le modèle DPMD-CNN a été développé, permettant d'effectuer des opérations de détection sur le terrain des fruits atteints par l'acarien *Oligonychus afrasiaticus*, avec la possibilité d'une utilisation future dans le domaine de l'agriculture intelligente. Cette thèse contribue à l'intégration des technologies modernes dans le secteur agricole en proposant une solution efficace pour améliorer la détection des maladies et augmenter la productivité du palmier dattier, soutenant ainsi le développement économique national.

Mots-clés: Fruits du palmier dattier, *Oligonychus afrasiaticus*, Boufaroua, DPMD-CNN, classification d'images, VGG16, Alex Net, Quadrirotor, P-PID, PID, PD, Optimisation, ACO, Fonction objective.

Abstract

This thesis addresses a major problem faced by farmers in desert regions, namely the rapid spread of the mite *Oligonychus afrasiaticus*, locally known as Boufaroua, which affects date palm fruits and causes significant crop losses. To address this challenge, artificial intelligence techniques and unmanned aerial vehicles were employed. A six-degree-of-freedom (6-DOF) quadrotor was used to perform aerial inspections of date palm trees and capture fruit images from multiple angles using an onboard camera. The captured images are then transmitted and analyzed to detect and localize the presence of the disease at the level of each palm tree, enabling timely and appropriate agricultural interventions. For disease detection, convolutional neural networks (CNNs) were employed through the DPMD-CNN (date palm mite *Oligonychus afrasiaticus* disease) model, which combines the AlexNet and VGG-16 architectures. The model was trained on a dataset containing 1790 images of date palm fruits and achieved a classification accuracy of 97.49%. To improve the quadrotor performance, a hybrid P-PID controller was developed to ensure flight stability and trajectory tracking, with parameter tuning performed using the Ant Colony Optimization (ACO) algorithm. The quadrotor dynamic model was considered as a nonlinear multi-input multi-output (MIMO) system, and the controller performance was evaluated through MATLAB/Simulink simulations. The obtained results demonstrate the effectiveness of the proposed model in terms of detection accuracy and control stability, validated through both simulations and practical LI3CUB laboratory experiments. From an application perspective, an integrated system combining the quadrotor, the camera, and the DPMD-CNN model was developed, enabling field detection of date palm fruits infected by mite *Oligonychus afrasiaticus*, with future potential applications in smart agriculture. This thesis contributes to the integration of modern technologies into the agricultural sector by providing an effective solution for improving disease detection and increasing date palm productivity, thereby supporting national economic development.

Keywords: Date palm fruits, *Oligonychus afrasiaticus*, Boufaroua, DPMD-CNN, image classification, VGG16, Alex Net, Quadrotor, P-PID, PID, PD, Optimization, ACO, Objective function.

المخلص

تتناول هذه الأطروحة قضية رئيسية يواجهها المزارعون في المناطق الصحراوية، وهي الانتشار السريع لمرض عثة *Oligonychus afrasiaticus*، المعروفة محليًا باسم البوفروة، والتي تؤثر على ثمار النخيل ويؤدي إلى خسائر كبيرة في المحاصيل. لمواجهة هذا التحدي، تم استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي والطائرات بدون طيار، حيث تم توظيف طائرة رباعية المراوح ذات ست درجات من الحرية (6-DOF) لإجراء فحوصات جوية على نخيل التمر والتقاط صور للثمار من زوايا متعددة باستخدام كاميرا مدمجة. ثم يتم إرسال الصور وتحليلها لاكتشاف وتحديد وجود المرض على مستوى كل نخلة مما يسمح باتخاذ التدخلات الزراعية المناسبة في الوقت المناسب. من أجل الكشف عن المرض، تم استخدام الشبكات العصبية التلافيفية (CNN) من خلال نموذج-DPMD (date palm mite *Oligonychus afrasiaticus* disease) الذي يجمع بين معماريتي AlexNet و VGG-16. تم تدريب النموذج على 1790 صورة لثمار النخيل، وحقق دقة تصنيف بلغت 97,49%. لتحسين أداء الطائرة الرباعية، تم تطوير متحكم هجين P-PID لضمان استقرار الطيران وتتبع المسارات، مع ضبط المعلمات باستخدام خوارزمية تحسين مستعمرات النمل (ACO). وتم تقييم أداء المتحكم من خلال المحاكاة الديناميكية للطائرة نظامًا غير خطي متعدد المدخلات والمخرجات (MIMO)، وتم تقييم أداء المتحكم من خلال المحاكاة باستخدام MATLAB/Simulink. تُظهر النتائج فعالية النموذج المقترح من حيث دقة الكشف واستقرار التحكم، حيث تم التحقق منها عبر المحاكاة واختبارات عملية داخل المختبر LI 3CUB. من الجانب التطبيقي، تم تطوير نظام متكامل يجمع بين الطائرة الرباعية والكاميرا ونموذج DPMD-CNN، مما يسمح بإجراء عمليات كشف ميداني لثمار النخيل المصابة بمرض عثة *Oligonychus afrasiaticus*، مع إمكانية توظيفه مستقبلاً في المراقبة الزراعية الذكية. تساهم هذه الأطروحة في توظيف التقنيات الحديثة في القطاع الزراعي، من خلال تقديم حل فعال لتحسين الكشف عن الأمراض ورفع إنتاجية النخيل، مما يدعم التنمية الاقتصادية الوطنية.

الكلمات المفتاحية: ثمار نخيل التمر، *Oligonychus afrasiaticus*، البوفروة، DPMD-CNN، تصنيف الصور، Alex Net، VGG16، طائرة رباعية المراوح، P-PID، PID، PD، التحسين، ACO، دالة الهدف.

LISTE DES FIGURE

Figure 1 Organisation de la thèse	12
Figure I. 1 Maladie fongique des inflorescences (Al-Khamedj)	16
Figure I. 2 Maladie de bayoud.....	18
Figure I. 3 Maladie à diplodia phoenicum.....	18
Figure I. 4 Ectomyelois ceratoniae, la pyrale des dattes	19
Figure I. 5 Parlatoria blanchardi trag.....	20
Figure I. 6 Acarien Oligonychus afrasiaticus [46]	21
Figure I. 7 Fruit de dattes Deglet Nour infecté par Oligonychus afrasiaticus.....	21
Figure I. 8 Ancien quadrirotor.....	24
Figure I. 9 Modèles de quadrirotor.....	24
Figure II. 1 Plan de la zone d'étude.....	31
Figure II. 2 Architecture de CNN.....	32
Figure II. 3 Structure de la couche convolutive.....	33
Figure II. 4 Type de couche de mise en commun.....	34
Figure II. 5 Représentation graphique du nombre d'images.....	36
Figure II. 6 Représentation graphique du nombre d'images.....	37
Figure II. 7 Structure du DPMD-CNN	41
Figure II. 8 Préparation du jeu de données.....	43
Figure II. 9 Matrices de confusion correspondant aux six architectures CNN. (a) Proposed DPMD-CNN, (b) VGG-16, (c) Alex Net, (d) ResNet-50, (e) Xception, and (f) MobileNet-V2.....	44
Figure II. 10 Résultats de la précision d'entraînement et de test au cours des itérations. (a) DPMD-CNN proposé, (b) VGG-16, (c) Alex Net, (d) ResNet-50, (e) Xception et (f) MobileNet-V2.....	48
Figure II. 11 Évolution de la perte d'entraînement et de test au cours des itérations. (a) DPMD-CNN proposé, (b) VGG-16, (c) Alex Net, (d) ResNet-50, (e) Xception et (f) MobileNet-V2.....	50
Figure III. 1 La structure dynamique du quadrirotor.....	54
Figure III. 2 Mouvement vertical	55
Figure III. 3 Mouvement horizontale	56
Figure III. 4 Mouvement de lacet	56
Figure III. 5 Moteur BLDC	66

Figure IV. 1 Structure de contrôle PID	75
Figure IV. 2 Optimisation du chemin par les fourmis.....	76
Figure IV. 3 Structure d'un contrôleur P-PID optimisé par ACO	78
Figure IV. 4 Comportement ACO dans le contrôleur P-PID	79
Figure IV. 5 Organigramme du contrôle P-PID basé sur l'ACO	80
Figure IV. 6 Structure des boucles de contrôle dans un quadrirotor	80
Figure IV. 7 Réponse du quadrirotor sur l'axe z.....	81
Figure IV. 8 Réponse quadrirotor sur trois angles.....	82
Figure IV. 9 Réponse quadrirotor sur les axes x et y	84
Figure IV. 10 Angles générés pendant le vol	84
Figure IV. 11 Suivi de trajectoire pour le scénario 1.....	87
Figure IV. 12 Suivi de position pour le scénario 1	87
Figure IV. 13 Suivi d'attitude pour le scénario 1	87
Figure IV. 14 Entrées de contrôle pour le scénario 1	88
Figure IV. 15 Erreurs de position dans le scénario 1.....	89
Figure IV. 16 Erreurs d'attitude dans le scénario 1	89
Figure IV. 17 Perturbation externe	90
Figure IV. 18 Suivi de trajectoire pour le scénario 2.....	90
Figure IV. 19 Suivi de position pour le scénario 2	91
Figure IV. 20 Suivi d'attitude pour le scénario 2.....	91
Figure IV. 21 Entrées de commande pour le scénario 2.....	91
Figure IV. 22 Erreurs de position dans le scénario 2.....	92
Figure IV. 23 Erreurs d'attitude dans le scénario 2	93
Figure V. 1 Châssis DJI F450.....	96
Figure V. 2 Architecture ESP32-WROOM DevKitC avec 38 broches.....	97
Figure V. 3 Module IMU GY-87	98
Figure V. 4 Capteur ultrason analogique HC-SR04	99
Figure V. 5 Émetteur conçu pour le contrôle manuel du quadrirotor.....	100
Figure V. 6 Batterie LiPo 3S 11, 1 V 3300 mAh	101
Figure V. 7 ESC 40A.....	101
Figure V. 8 Moteur BLDC et hélice	102
Figure V. 9 Esp32-cam.....	102
Figure V. 10 Outil de Développement MATLAB/Simulink.....	103
Figure V. 11 Paramètres de configuration de l'ESP32.....	104

LISTE DES FIGURE

Figure V. 12 Schéma d'assemblage du quadrirotor	105
Figure V. 13 Intégration de l'ESP32-WROOM et des capteurs sur PCB	105
Figure V. 14 Le quadrirotor monté.....	106
Figure V. 15 Organigramme des étapes de calibrage pour le quadrirotor.....	107
Figure V. 16 Fusion accéléromètre–gyroscope pour la mesure du roulis	109
Figure V. 17 Vérification des angles du capteur à 45° et 90°	109
Figure V. 18 Validation du calibrage dans Simulink	109
Figure V. 19 Calibration de l'ESC pour commander la vitesse du moteur BLDC.....	110
Figure V. 20 Architecture de la boucle de régulation du quadrirotor.....	112
Figure V. 21 Modèle d'implémentation Simulink/MATLAB	112
Figure V. 22 Classification des images des fruits de palmier dattier	114
Figure V. 23 Classification de l'état des fruits de dattes.....	115

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 Résumé des études récentes sur la classification des fruits et leurs précisions	7
Tableau 2 Comparaison d'études récentes sur les contrôleurs de quadrotors.....	9
Tableau II. 1 Comparaison des architectures CNN utilisées dans cette étude	35
Tableau II. 2 Matrice de confusion 2 x 2.....	38
Tableau II. 3 Hyper-paramètres CNN	41
Tableau II. 4 Mesures de performance pour l'évaluation des modèles de classification.....	45
Tableau III. 1 Caractéristiques du moteur BLDC.....	67
Tableau IV. 1 Paramètres ACO.....	81
Tableau IV. 2 Paramètres du contrôleur de boucle interne optimisés à l'aide de l'ACO	83
Tableau IV. 3 Les performances des contrôleurs dans la boucle interne	83
Tableau IV. 4 Paramètres du contrôleur de boucle externe optimisés à l'aide de l'ACO	85
Tableau IV. 5 Les performances des contrôleurs en boucle externe	85
Tableau IV. 6 Paramètres du quadrirotor	86

Liste Des Acronymes

ACO	Optimisation des colonies de fourmis	(Optimization of ant colonies)
BC	Backstepping	
BLDC	Moteur brushless à courant continu	(Brushless DC motors)
CNN	Réseau neuronal convolutionnel	(Convolutional Neural Network)
DL	Apprentissage profond	(Deep learning)
DPMD		(Date palm mite Oligonychus afrasiaticus disease)
DOF	Degrés de liberté	(Degrees of freedom)
ESC	Unité de contrôle de vitesse électronique	(Electronic Speed Controller)
FC		(Fully connected)
GA	Algorithme génétique	(Genetic algorithm)
GPS	Système de Positionnement Globa	(Global Positioning System)
GPU	Unité de traitement graphique	(Graphics Processing Unit)
IAE	Erreur absolue intégrée	(Integrated absolute error)
Kv	Velocity Constant	(Constant Speed)
LiPo	Lithium-polymère	(Lithium polymer)
IMU	Unité de mesure inertielle	(Inertial measurement unit)
I2C		(Inter-Integrated Circuit)
LQR	Régulateur linéaire-quadratique	(Linear-quadratic regulator)
MIMO	Entrées multiples, sorties multiples	(Multiple inputs, multiple outputs)
PID	Proportionnel, intégral, dérivé	(Proportional, integral, derivative)
PSO	Optimisation par essaim de particules	(Particle swarm optimization)
PWM	Modulation de largeur d'impulsion	(Pulse width modulation)
RGB	Rouge, vert et bleu	(Red, Green, and Blue)
SCL		(Serial Clock Line)
SDA		(Serial Data Line)
RPM	Tours par minute	(Revolution per minute)
SISO	Entrée unique Sortie unique	(Single-Input Single-Output)
SMC	Régulateur mode glissant	(Sliding mode control)
U	Tension	(Voltage)
UAV	Véhicules aériens sans pilote humain	(Unmanned aerial vehicle)

LISTE DES ACRONYMES

VTOL	Décollage et atterrissage verticaux	(Vertical Take-Off and Landing)
Os	Dépassement	(Overshoot)
t_m	Temps de montée	(Rise time)
t_r	Temps de réponse	(Settling time)
Of	Fonction objective	(Objective function)
ϕ	Roulis	(Roll)
θ	Tangage	(Pitch)
ψ	Lacet	(Yaw)
$\mathfrak{D}$	Perturbation externe	(External disturbance)

Les travaux de recherche liés à cette étude

Journaux

- Ben Abdi, S., et al., *Robust trajectory tracking control of a quadrotor under external disturbances and dynamic parameter uncertainties using a hybrid P-PID controller tuned with ant colony optimization*. *Aerospace Science and Technology*, 2025. 160: p. 110053. <https://doi.org/10.1016/j.ast.2025.110053>

Conférences

- Ben Abdi, S., et al. *Speed Control of BLDC Quadrotor Motor Using an ANN Trained with PID Controller Data Optimized by PSO Algorithm*. in *2024 8th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA)*. 2024. DOI: [10.1109/ISPA59904.2024.10536817](https://doi.org/10.1109/ISPA59904.2024.10536817)

Articles de sous-traitement

- Ben Abdi, S., et al., *Hybrid CNN-Based Model DPMD-CNN for Early Detection of Oligonychus afrasiaticus Mite Disease Infestation in Date Palm Fruits*.

Table Des Matières

DÉDICACE	i
REMERCIEMENTS	ii
Résumé.....	iii
Abstract	iv
الملخص	v
LISTE DES FIGURE	vi
LISTE DES TABLEAUX.....	ix
Liste Des Acronymes	x
Les travaux de recherche liés à cette etude	xii
Table Des Matières	xiii

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Contenu	1
1 Contexte général	2
2 Problématique.....	2
3 Objectifs de la Recherche.....	3
4 Contributions principales	3
5 État de l’art et travaux connexes.....	5
5.1 Travaux liés à la détection des maladies agricoles par intelligence artificielle.....	5
5.2 Travaux liés au contrôle des quadrirotors	7
6 Organisation générale de la thèse.....	10

CHAPITRE I:

État de l’art des maladies du palmier dattier et de la surveillance par quadrirotor

Contenu	13
I.1 Introduction	15
I.2 Principales maladies du palmier dattier	16
I.2.1 Les maladies à champignons	16
I.2.1.1 Pourriture des inflorescences (Al-Khamedj)	16
I.2.1.2 La pourriture du cœur à thielaviopsis	16
I.2.1.3 Maladie des fruits.....	17
I.2.1.4 Le bayoud	17

I.2.1.5 Maladie à diplodia	18
I.2.2 Pathologie à insectes et arcariens	18
I.2.2.1 Ectomyelois ceratoniae	18
I.2.2.2 Parlatoria blanchardi trag	19
I.2.2.3 Maladie d'Oligonychus afrasiaticus du palmier dattier	20
I.3 Symptômes et impacts sur la production.....	21
I.4 Méthodes traditionnelles de détection et leurs limites.....	21
I.5 Méthodes modernes de détection.....	22
I.6 Synthèse et perspectives.....	22
I.7 Introduction aux quadrirotors.....	23
I.7.1 Évolution historique des quadrirotors	23
I.7.2 Principe générale.....	24
I.7.3 Configurations des quadrirotors et leurs Avantages	24
I.8 Utilisation du quadrirotor pour la surveillance agricole.....	25
I.9 État de l'art des techniques agricoles basées sur l'intelligence artificielle et les quadrirotors	25
I.10 Conclusion	27

CHAPITRE II :

Détection de la maladie d'oligonychus afrasiaticus du palmier dattier, appelée boufaroua

Contenu	28
II.1 Introduction	30
II.2 Contexte et description de la zone d'étude.....	30
II.2.1 Présentation de la région d'étude.....	30
II.2.2 Conditions climatiques et impact sur la culture du palmier dattier.....	31
II.3 Réseaux de neurones convolutifs.....	32
II.3.1 Architecture des réseaux CNN	32
II.3.2 Couche d'entrée et prétraitement des données	32
II.3.3 Couches convolutives et extraction des caractéristiques	32
II.3.4 Les couches de mise en commun	33
II.3.4.2 Mise en commun moyenne.....	33
II.3.5 Couches d'activation	34
II.3.6 Couche entièrement connectée et classification	34
II.3.7 Couche de sortie et prise de décision	34
II.4 Optimisation de la formation avec l'apprentissage par transfert.....	35

II.4.1 Base de données et redimensionnement des images	35
II.4.1.1 Description et acquisition des données	35
II.4.1.2 Redimensionnement des images	36
II.4.2 Augmentation des données pour améliorer la robustesse du modèle	36
II.5 Évaluation du modèle de classification	37
II.5.1 Matrice de confusion et ses composants	37
II.5.2 Mesures de performance du modèle à partir de la matrice de confusion	38
II.6 Approche suggérée pour la détection de la maladie	39
II.6.1 Présentation du réseau hybride DPMD-CNN	39
II.6.2 Fusion de VGG16 et Alex Net pour améliorer la performance du modèle	40
II.6.3 Hyper-paramètres	41
II.7 Expérimental et mise en œuvre	41
II.7.1 Dispositif expérimental	42
II.7.2 Entraînement et test	42
II.7.3 Résultats et discussion	43
II.8 Conclusion	50

C H A P I T R E III:

Modélisation du quadrirotor

Contenu	51
III.1 Introduction	53
III.2 Concept fondamental du quadrirotor	53
III.3 Six degrés de liberté	54
III.4 Mouvement	54
III.4.1 Mouvement vertical (Throttle)	55
III.4.2 Mouvement horizontale	55
III.4.2.1 Mouvement roulis (Roll)	55
III.4.2.2 Mouvement tangage (Pitch)	55
III.4.3 Mouvement de lacet (Yaw)	56
III.5 Angles de Newton-Euler	57
III.5.1 Coordonnées sélectionnées	57
III.5.2 Matrice de rotation	57
III.6 Moments d'inertie	58
III.7 Vitesse de quadrirotor	58
III.7.1 Vitesses angulaires	58

III.7.2 Vitesses linéaires	59
III.8 Modèle mathématique du quadrirotor	59
III.8.1 Hypothèses du modèle	59
III.8.2 Forces et moments agissant.....	59
III.8.2.1 Forces	59
III.8.2.1.1 Forces internes	59
III.8.2.1.2 Forces externes	60
III.8.2.2 Couple et moment	60
III.8.2.2.1 Couple	60
III.8.2.2.2 Moment	60
III.8.3 Équations de mouvement	61
III.8.3.1 Translation	61
III.8.3.2 Rotation.....	62
III.8.4 Modélisation du système de contrôle	62
III.8.5 Modèle mathématique complet.....	63
III.9 Représentation de l'espace d'état	64
III.10 Dynamique des rotors.....	65
III.11 Stratégies de commande des quadrirotors	68
III.11.1 Commande linéaire.....	68
III.11.1.1 Contrôle PID	68
III.11.1.2 Régulateurs linéaires-quadratiques (LQR).....	69
III.11.2 Commande non linéaire	69
III.11.2.1 Backstepping	69
III.11.2.2 Mode glissant.....	70
III.11.2.3 Linéarisation par rétroaction	70
III.11.3 Commande basée sur optimisation et l'intelligence artificielle.....	71
III.12 Conclusion	72

CHAPITRE IV:

Système de navigation et de contrôle d'un quadrirotor sous perturbations avec optimisation du contrôleur P-PID par ACO

Contenu	73
IV.1 Introduction.....	74
IV.2 Contrôle traditionnel du système avec PID	74
IV.3 Optimisation du contrôleur P-PID par ACO	76

IV.3.1 Introduction à l'optimisation par ACO	76
IV.3.2 Objectifs de la conception du contrôleur P-PID	77
IV.3.3 Principe de l'ACO et son application au contrôle P-PID	78
IV.4 Ajustement automatique des boucles de contrôle du quadrirotor	80
IV.4.1 Stratégies de contrôle et structure du quadrirotor	80
IV.4.2 Le système de contrôle de la boucle interne	81
IV.4.3 Le système de contrôle de boucle externe	83
IV.5 Simulation et résultats	85
IV.5.1 Scénario 1 : Performance du système sans perturbations externes	86
IV.5.2 Scénario 2 : Robustesse du système avec perturbations externes	89
IV.6 Conclusion.....	93

CHAPITRE V:

Implémentation d'une commande de modèle de quadrirotor pour la surveillance et la détection de maladie

Contenu	94
V.1 Introduction	96
V.2 Matériel du quadrirotor.....	96
V.2.1 Châssis mécanique.....	96
V.2.2 Unité de commande et contrôle	97
V.2.3 Capteurs de stabilisation et navigation.....	97
V.2.3.1 Module IMU GY-87.....	97
V.2.3.1.1 Le capteur gyroscope et accéléromètre.....	98
V.2.3.1.2 Le capteur mesurant la pression barométrique.....	98
V.2.3.1.3 Le capteur de détection de l'orientation magnétique.....	98
V.2.3.2 Capteur de distance à ultrasons	99
V.2.4 Émetteur radio	99
V.2.5 Propulsion et alimentation électrique	100
V.2.5.1 Source d'énergie.....	100
V.2.5.2 Le contrôleur ESC	101
V.2.5.3 Hélices et moteurs	101
V.2.5.4 Module d'acquisition d'images	102
V.3 Environnement de programmation	102
V.3.1 Outil de programmation et configuration	102
V.3.2 Communication des données I2C.....	104

TABLE DES MATIÈRES

V.4 Conception et intégration du système	104
V.4.1 Architecture globale du système	104
V.4.2 Calibration des composants	106
V.4.2.1 Calibration de MPU 6050	108
V.4.2.2 Calibration de l'ESC	110
V.4.2.3 Calibration du QMC5883L.....	110
V.5 Tests et validation expérimentale	111
V.5.1 Implémentation du contrôleur	111
V.5.1.1 Mesures de sécurité lors des essais	111
V.5.1.2 Conception et mise en œuvre d'un système de contrôle.....	111
V.5.1.3 Limites de l'étude.....	113
V.5.2 Application pour la détection de la maladie de la Boufaroua	113
V.6 Conclusion	115

Conclusion générale

Contenu	116
1 Conclusion générale.....	117
2 Perspectives futures	118
BIBLIOGRAPHY.....	120

I NTRODUCTION GÉNÉRALE

Contenu

1 Contexte général	2
2 Problématique.....	2
3 Objectifs de la Recherche.....	3
4 Contributions principales	3
5 État de l’art et travaux connexes.....	5
5.1 Travaux liés à la détection des maladies agricoles par intelligence artificielle.....	5
5.2 Travaux liés au contrôle des quadrirotors	7
6 Organisation générale de la thèse.....	10

1 Contexte général

Le palmier dattier représente une ressource stratégique en Algérie, jouant un rôle essentiel dans l'économie agricole, particulièrement dans les régions sahariennes où la production de dattes constitue une importante source de revenus [1]. Cependant, cette culture est confrontée à plusieurs maladies affectant directement la qualité et le rendement de la production. Parmi celles-ci, l'acarien *Oligonychus afrasiaticus* [2], connu localement sous le nom de maladie de Boufaroua [3], est considéré comme l'une des maladies les plus dangereuses touchant les fruits du palmier dattier [4], provoquant d'importantes pertes économiques.

Face au besoin croissant de solutions technologiques adaptées au contexte agricole, ainsi qu'à la rareté de la main-d'œuvre qualifiée pour assurer la surveillance des palmeraies et les interventions rapides, il devient nécessaire de développer des systèmes intelligents et modernes. Dans ce contexte, l'intégration des quadrirotors avec les techniques d'intelligence artificielle apparaît comme une solution prometteuse permettant une détection précoce des maladies de manière rapide et efficace, contribuant ainsi à l'amélioration de la qualité de la production et à la protection des cultures agricoles.

2 Problématique

Le secteur agricole en Algérie, notamment la culture du palmier dattier, reste insuffisamment intégrée aux technologies modernes, malgré les avancées importantes dans les domaines de l'intelligence artificielle et des systèmes intelligents. Cette culture est confrontée à plusieurs défis majeurs, dont la maladie de Boufaroua, qui affecte directement les fruits du palmier et entraîne d'importantes pertes de production.

Par ailleurs, les méthodes de surveillance traditionnelles reposent principalement sur l'inspection manuelle, lesquelles présentent des limites importantes en termes de temps, de précision et de couverture des grandes superficies agricoles. De plus, l'accès aux palmeraies et la réalisation d'opérations agricoles telles que la pollinisation, la récolte et l'entretien deviennent de plus en plus difficiles en raison de la pénurie de main-d'œuvre qualifiée.

Bien que les technologies modernes telles que les quadrirotors et l'intelligence artificielle offrent des solutions prometteuses pour améliorer la surveillance agricole, leur intégration dans le contexte agricole saharien reste encore limitée. Cela réduit les possibilités de détection des maladies et d'optimisation de la production.

Dans ce contexte, il devient nécessaire de développer un système intelligent combinant les quadrirotors et les techniques d'intelligence artificielle afin d'assurer une surveillance précise

des palmeraies, d'améliorer la détection de la maladie de Boufaroua et de réduire les pertes économiques liées à cette dernière.

3 Objectifs de la Recherche

Cette thèse vise à développer un système intelligent innovant dans le domaine agricole, basé sur l'utilisation des quadrirotors et des techniques d'intelligence artificielle, afin d'améliorer la surveillance et la production du palmier dattier dans les régions sahariennes. Elle consiste à utiliser un quadrirotor équipé d'une caméra pour réaliser des missions de surveillance aérienne des palmiers, en effectuant un vol à 360° autour de chaque arbre afin de capturer des images détaillées des fruits, qui sont ensuite traitées et analysées à l'aide de techniques d'intelligence artificielle pour détecter la maladie de Boufaroua.

La recherche vise également à concevoir et entraîner un modèle de CNN basé sur une base de données d'images de fruits de palmier, permettant leur classification précise en fruits sains ou infectés. Par ailleurs, elle cherche à améliorer les performances du quadrirotor en développant un contrôleur robuste assurant la stabilité du vol et le suivi de trajectoire malgré la présence de perturbations externes et d'incertitudes dans le système.

De plus, cette étude s'appuie sur l'environnement MATLAB pour simuler le système et tester les algorithmes développés, permettant ainsi de relier les aspects théoriques et pratiques. Enfin, ces travaux visent à proposer une solution pratique et efficace aidant les agriculteurs à détecter les maladies, à réduire les pertes agricoles et à améliorer la productivité, tout en contribuant au développement de solutions intelligentes durables dans le secteur agricole basées sur l'intégration des drones et de l'intelligence artificielle afin de soutenir le développement économique.

4 Contributions principales

La contribution principale de cette thèse consiste à développer un modèle intelligent basé sur les techniques d'intelligence artificielle et les quadrirotors équipés d'une caméra embarquée, afin d'assurer la détection de la maladie de Boufaroua chez le palmier dattier, dans le but de proposer des solutions modernes et efficaces aux problématiques agricoles. Les contributions principales de cette étude peuvent être résumées comme suit :

Initialement, pour la détection de la maladie des acariens *Oligonychus afrasiaticus* infectant les fruits du palmier dattier, un ensemble de données contenant 1790 images capturées manuellement dans des plantations de palmiers dattiers de la région de Biskra en

Algérie a été collecté. Les images ont été classées en deux catégories : 895 images de fruits infectés par l'acarien *Oligonychus afrasiaticus* et 895 images de fruits sains.

Deuxièmement, un nouveau réseau neuronal appelé DPMD-CNN a été conçu et développé pour la détection des acariens *Oligonychus afrasiaticus*, basé sur des techniques hybrides d'apprentissage profond combinant les structures de réseau VGG-16 et Alex Net. Ce réseau se distingue par sa grande capacité à extraire des traits distinctifs des images, ce qui contribue à améliorer la classification des fruits du palmier dattier. La capacité du modèle à détecter la maladie des acariens *Oligonychus afrasiaticus* est renforcée par l'intégration de caractéristiques profondes extraites des deux réseaux, permettant des performances supérieures pour distinguer les fruits sains et infestés. Les performances du modèle proposé ont également été comparées à cinq modèles CNN bien connus, à savoir Alex Net, VGG-16, Xception, ResNet-50 et MobileNet-V2, pour vérifier son efficacité dans la classification de la maladie des acariens *Oligonychus afrasiaticus* dans les fruits du palmier dattier.

Troisièmement, le système non linéaire du modèle à quadrirotor MIMO est contrôlé par la conception de six contrôleurs P-PID à entrée et sortie uniques (SISO) pour maintenir la stabilité pendant le suivi de trajectoire, en améliorant les paramètres des signaux de sortie en présence de paramètres dynamiques incertains et de perturbations externes. L'hybridation du contrôleur PID avec le contrôleur P améliore la précision du signal de sortie du quadrirotor en réduisant les erreurs. De plus, le modèle dynamique se compose d'une boucle intérieure avec quatre contrôleurs qui contrôlent la hauteur (z) et la position (roulis (ϕ), tangage (θ), et lacet (ψ)), et d'une boucle extérieure avec deux contrôleurs qui contrôlent la position (x et y).

Quatrièmement, les gains des six contrôleurs du système de quadrirotor sont ajustés à l'aide d'un algorithme d'ACO, qui s'appuie sur les efforts collaboratifs de la population de fourmis pour déterminer les valeurs optimales. Ces valeurs visent à obtenir des performances optimales des signaux de sortie en minimisant la fonction objective (Of). La fonction objective est choisie pour être composée de quatre sous-fonctions visant à minimiser les différents indicateurs de performance des signaux de sortie dans le modèle quadrirotor. Ces indicateurs incluent : le temps de stabilisation (t_s), le temps de montée (t_r), le taux de dépassement (Os) et l'erreur absolue intégrale (IAE). Ensemble, ces indicateurs contribuent à déterminer les valeurs optimales des gains du contrôleur et à améliorer les performances globales du système.

Finalement, Réalisation d'une expérimentation pratique pour la détection de la maladie du Boufaroua affectant les fruits du palmier dattier, en utilisant la technologie d'intelligence

artificielle DPMD-CNN via la navigation aérienne du quadrirotor, tout en évaluant les performances du contrôleur proposé P-PID pour assurer la stabilité et la précision du vol.

5 État de l’art et travaux connexes

5.1 Travaux liés à la détection des maladies agricoles par intelligence artificielle

À notre connaissance, aucune étude antérieure n’a abordé le diagnostic de l’infestation par l’acarien *Oligonychus afrasiaticus* à partir d’images de fruits du palmier dattier en utilisant les réseaux de neurones convolutifs. Les images de fruits n’ont donc pas été exploitées pour cette tâche spécifique comme dans la présente étude, ce qui limite les possibilités de comparaison directe avec les travaux existants, comme illustré dans le tableau 1.

Cependant, une comparaison a été réalisée en utilisant un ensemble de données présentant des caractéristiques similaires en termes de nature des fruits et de types de ravageurs agricoles, constituant ainsi une référence approximative pour l’évaluation des performances. Cette analyse met en évidence l’efficacité du modèle proposé dans la résolution des défis liés au diagnostic des maladies agricoles et renforce la fiabilité des résultats obtenus.

Dans [5], les auteurs ont proposé une architecture légère nommée DPXception pour la classification de quatre variétés de dattes (Barhi, Sukkary, Ikhlas et Saqi). Le modèle, dérivé du réseau Xception, a été entraîné sur 2358 images pendant 100 époques et a atteint une précision de 92,9 %, surpassant plusieurs architectures connues telles que ResNet50, InceptionV3 et EfficientNet. Toutefois, cette approche repose sur une représentation basée sur un seul réseau, ce qui peut limiter sa capacité discriminante dans des scénarios visuels complexes.

Dans [6], un modèle basé sur YOLOv5 et EfficientNet a été développé pour évaluer la qualité des dattes après récolte. Les résultats ont montré qu’EfficientNetB1 obtenait la meilleure précision avec 97 %. Cependant, cette étude s’est concentrée sur l’évaluation de qualité et non sur la détection des maladies, sans intégrer de stratégie de fusion de caractéristiques profondes.

Plusieurs travaux ont également appliqué les CNN à la détection des maladies sur d’autres cultures agricoles. Dans [7], des modèles tels que VGG16, VGG19, MobileNet et ResNet50 ont été utilisés pour détecter les maladies des feuilles de pomme de terre à partir de 3008 images. Le modèle VGG16 a obtenu les meilleures performances avec une précision de

97,89%. Toutefois, cette étude reposait uniquement sur des architectures individuelles sans exploiter la complémentarité entre différents réseaux.

Afin d'améliorer les performances de classification, une approche hybride nommée PLDP-Net a été proposée dans [8], combinant VGG19 et Inception-V3 pour la détection des maladies des feuilles de pomme de terre. Cette approche a permis d'atteindre une précision de 98,66 % grâce à l'intégration de caractéristiques profondes provenant de réseaux hétérogènes, démontrant ainsi l'intérêt de la fusion de caractéristiques pour améliorer la capacité de généralisation.

Dans [9], une approche basée sur le transfert d'apprentissage a été utilisée pour diagnostiquer neuf maladies affectant les feuilles de tomate à l'aide des architectures AlexNet, GoogleNet et ResNet. Le modèle ResNet a obtenu une précision de 97,28 %, mettant en évidence l'efficacité des représentations profondes pour les tâches de classification.

Des stratégies plus avancées ont également été proposées afin d'améliorer les performances des modèles de détection. Dans [10], les auteurs ont utilisé des réseaux antagonistes génératifs conditionnels (C-GAN) pour générer des images synthétiques destinées à enrichir les bases de données et améliorer la classification des maladies des feuilles de tomate. Malgré les performances élevées obtenues, cette approche augmente considérablement la complexité de l'entraînement et le coût computationnel.

Les architectures hybrides de deep learning ont récemment suscité un intérêt croissant afin de dépasser les limites des réseaux CNN classiques. Dans [11], une approche hybride combinant VGG16 et MobileNet a été proposée pour classifier les maladies des feuilles de maïs. Les résultats ont montré une amélioration des performances par rapport aux architectures conventionnelles telles qu'AlexNet, DenseNet et ResNet.

Dans [12], les auteurs ont comparé des techniques d'apprentissage automatique traditionnelles (SVM, RF, SGD) avec des modèles de deep learning pour la détection des maladies des agrumes. Les résultats ont confirmé la supériorité des réseaux convolutifs, notamment VGG16, dans les tâches de classification visuelle.

Par ailleurs, dans [13], un modèle basé sur les CNN nommé PlantCareNet a été développé pour le diagnostic automatique des maladies des plantes à partir d'images de feuilles. Bien que les résultats obtenus soient prometteurs, cette approche repose principalement sur une extraction de caractéristiques basée sur un seul réseau, ce qui peut limiter son efficacité dans des scénarios présentant des motifs pathologiques complexes.

Une étude récente [14] a appliqué le modèle ResNet-9 pour détecter plusieurs maladies et ravageurs végétaux à partir d'une base de données composée de 4447 images. Malgré les performances élevées obtenues, cette approche reste limitée dans les cas impliquant des motifs visuels fins et complexes présents sur les surfaces des fruits.

Malgré les progrès réalisés dans les travaux précédents, la majorité des approches proposées reposent soit sur des architectures à réseau unique, soit sur des maladies présentant des symptômes visuels relativement apparents. En revanche, l'infestation des fruits du palmier dattier par *Oligonychus afrasiaticus* présente des motifs visuels subtils et complexes, rendant sa détection particulièrement difficile.

Tableau 1 Résumé des études récentes sur la classification des fruits et leurs précisions

Référence	Méthode	Base de données	Plantes / classes	Accuracy %
[1] 2024	DPXception	2358 images	variétés de palmier dattier	92.9%
[2] 2023	EfficientNetB1	550 images	La qualité des fruits du palmier dattier	97%
[3] 2022	VGG16	3008 images	Maladie des feuilles de pomme de terre	97.89%
[4] 2023	PLDP-Net	2152 images	Maladie des feuilles de pomme de terre	98.66%
[5] 2018	Res Net	5550 images	Maladie des feuilles de tomate	97.28%
[6] 2021	DenseNet121	16012 images	Maladie des feuilles de tomate	99.51% pour 5 catégories 98.65% pour 7 catégories 97.11% pour 10 catégories
[7] 2022	VGG-16 and Mobile Net	329 images	Maladie des feuilles de maïs	89.2%
[8] 2021	VGG-16	609 images	Maladie des feuilles des agrumes	89.5%
[9] 2025	PlantCareNet	30000 images	Diverses cultures	97%
[10] 2025	ResNet-9	4447 images	Diverses cultures	97.4%
Cette étude	DPMD-CNN	1790 images	Infestation par <i>Oligonychus afrasiaticus</i> dans les fruits du palmier dattier	97.49 %

5.2 Travaux liés au contrôle des quadrirotors

Le contrôle des quadrirotors représente un domaine de recherche actif en raison de la nature fortement non linéaire de ces systèmes et de leur sensibilité aux perturbations externes et aux incertitudes paramétriques. Plusieurs travaux ont été proposés afin d'améliorer la stabilité, la robustesse et les performances de suivi de trajectoire des quadrirotors.

Les auteurs de [15] ont présenté les avantages du contrôleur PID classique et l'ont comparé à plusieurs méthodes d'ajustement, notamment les techniques PID non linéaire (NL), régulateur PID non linéaire (NLR), PID linéaire sans modèle (MF), PID basé sur un modèle (MB), ainsi que des approches intelligentes utilisant les réseaux de neurones artificiels

(ANN). Les résultats obtenus ont montré la présence d'erreurs de suivi dues à une discordance entre la trajectoire désirée et la trajectoire réelle.

Dans [16, 17], un contrôleur PID non linéaire (NLPID) a été proposé et comparé au PID classique. Bien que cette approche ait permis d'améliorer certaines performances dynamiques, les résultats de suivi de trajectoire restaient insuffisants, avec des écarts observés entre les signaux de référence et les signaux réels.

D'autres travaux [18-20] ont développé des techniques de contrôle robustes pour les quadrirotors opérant sous perturbations externes. Les résultats ont confirmé une amélioration des performances de suivi malgré la présence d'erreurs statiques et de déviations dans les signaux de sortie.

Dans [21], une approche basée sur un observateur d'état étendu non linéaire associé à une commande par mode glissant récursif (NESO-RSMC) a été utilisée afin de maintenir la stabilité d'un modèle non linéaire de quadrirotor soumis à des perturbations externes et à des incertitudes paramétriques. Cette méthode a montré des performances supérieures à celles du contrôleur PID classique, bien que certaines distorsions de trajectoire aient été observées.

Par ailleurs, plusieurs méthodes d'optimisation ont été proposées pour l'ajustement des gains des contrôleurs. Dans [22], une approche utilisant l'optimisation par essaim particulaire (PSO) a été appliquée pour ajuster simultanément les paramètres d'un contrôleur prédictif basé modèle (MPC) et d'un contrôleur PID. Toutefois, des erreurs statiques subsistaient dans les performances de suivi.

Dans [23], un algorithme multi-objectif non linéaire (MONLTA) a été proposé pour l'ajustement des gains du PID. Malgré l'amélioration des performances du système, les résultats obtenus ne correspondaient pas parfaitement à la trajectoire désirée, avec la présence d'un certain pourcentage d'erreur de suivi.

Les auteurs de [24] ont proposé un contrôleur basé sur les techniques RPD-SMC et RISE afin de gérer les perturbations et les incertitudes du système, en utilisant des boucles distinctes pour le contrôle de position et d'attitude. Les résultats ont montré une amélioration de la robustesse par rapport aux contrôleurs PD, PID et PD-SMC, mais avec un retard notable dans la réponse des signaux.

Récemment, plusieurs travaux [25-28] se sont orientés vers l'utilisation de contrôleurs intelligents basés sur l'intelligence artificielle et les approches sans modèle afin d'améliorer la

stabilité et les performances de suivi sans connaissance préalable de la dynamique du système. Ces approches ont permis de réduire les erreurs statiques et d'améliorer la précision du suivi de trajectoire.

Malgré les avancées significatives obtenues dans ces travaux, certaines limitations persistent, notamment en termes de robustesse, de précision du suivi de trajectoire et de rejet efficace des perturbations externes.

Enfin, une comparaison détaillée entre les travaux récents et l'approche proposée sera présentée dans le tableau 2, en tenant compte du type de contrôleur utilisé, de la prise en considération des perturbations et incertitudes, ainsi que des avantages et limites observés dans chaque étude.

Tableau 2 Comparaison d'études récentes sur les contrôleurs de quadrotors

Référence	Méthode de contrôle	Perturbation	Avantages	Inconvénients	Relation avec l'étude proposée
[12] 2019	Non linéaire PID (NLPID)	Oui	L'algorithme génétique (AG) optimise efficacement le réglage du contrôleur PID.	L'erreur dans le signal de sortie survient en cas de perturbations externes.	Similaire à l'amélioration du PID à l'aide d'algorithmes d'IA.
[14] 2022	Adaptive recursive sliding mode (ARSMC)	Oui	Réponse parfaite en l'absence de perturbations externes.	Erreurs angulaires dues à des perturbations externes.	Diffère de cette étude, mais fait face à des défis similaires.
[15] 2023	Integral Sliding Mode Control (ISMC)	Oui	Stabilité effective dans les systèmes non linéaires.	Erreur du signal de sortie en cas de perturbations externes.	Lié à l'amélioration de la stabilité des systèmes non linéaires.
[17] 2022	nonlinear extended state observer and recursive sliding mode control (NESO-RSMC)	Oui	Réponse rapide et robustesse face aux perturbations.	Complexité des calculs et absence de tests en conditions perturbées.	Prend en charge le suivi de trajectoire et la résistance aux perturbations.
[18] 2022	model predictive control (MPC)	Non	Amélioration du réglage du contrôleur grâce à l'optimisation par essaim de particules (PSO).	Complexity in calculations and lack of testing under disturbances.	Similaire aux techniques d'optimisation en contrôle prédictif.
[19] 2023	Multi-Objective Non-Linear Threshold accepting Algorithm (MONLTA) with PID	Oui	Performances optimales avec un temps de calcul réduit.	Fluctuations des résultats, retards dans les temps de stabilisation et de montée, et erreurs dans le signal de sortie.	Améliore les performances des régulateurs PID grâce à des algorithmes multi-objectifs.
[20] 2019	robust proportional derivative-sliding mode (RPD-SMC) and robust integral of the signum of error (RISE)	Oui	Une solution adaptative pour le suivi de trajectoire, facile à mettre en œuvre.	Complexité liée à la combinaison des stratégies de contrôle.	Permet un suivi de trajectoire amélioré pour les systèmes dynamiques.
[21] 2022	Sliding Surface-based iterative learning (SSIL)	Oui	Réglage automatique par apprentissage itératif sans nécessiter de modèle système précis.	La durée de la formation et la nécessité de se réentraîner lorsque l'environnement change, en plus des erreurs dans le signal de sortie causées par des perturbations externes.	Repose sur l'amélioration des performances intrinsèques du signal de sortie.

[24] 2022	Intelligent-PID	Oui	Améliore le PID traditionnel en utilisant la fonction de base radiale (RBF).	Impact des perturbations sur le signal et problèmes liés aux temps de stabilisation et de montée.	S'aligne sur l'amélioration des PID basée sur l'IA
Cette étude	P-PID	Oui	Suivi de trajectoire amélioré avec réduction des erreurs, du temps de stabilisation, du temps de montée et du dépassement.	Ne permet pas d'ajuster tous les contrôleurs en temps réel, ce qui entraîne une augmentation du temps d'exécution.	Elle offre une amélioration significative par rapport aux études précédentes en termes de vitesse de réponse et de précision de suivi.

6 Organisation générale de la thèse

Après avoir présenté un aperçu des aspects fondamentaux étudiés dans cette thèse, liés à la détection et à l'identification de la maladie des fruits du palmier dattier à l'aide de techniques modernes d'intelligence artificielle et d'un quadrirotor à navigation aérienne autonome, les chapitres de la thèse seront organisés comme indiqué ci-dessous, et la relation entre eux est illustrée dans la figure 1.

Chapitre I : Ce chapitre présente un aperçu complet des maladies affectant le palmier dattier, en mettant en évidence leurs principaux symptômes et leur impact sur la production. Il examine les méthodes traditionnelles de détection, basées sur l'observation visuelle et l'analyse par des experts, ainsi que les limites associées à ces techniques, notamment en termes de rapidité et de détection. Par la suite, le chapitre explore les approches modernes de surveillance, en particulier l'utilisation de drones équipés de caméras et de capteurs avancés, combinés à des techniques d'intelligence artificielle et du CNN, permettant une analyse automatique des images et une détection des maladies et ravageurs. Cette approche innovante offre aux agriculteurs la possibilité d'intervenir rapidement et efficacement, contribuant ainsi à améliorer la qualité et la productivité des cultures.

Chapitre II : Cette thèse traite de la détection de la maladie des acariens *Oligonychus afrasiaticus*, qui affecte les fruits du palmier dattier, connu sous le nom de Boufaroua. Elle s'appuie sur l'utilisation d'un réseau neuronal hybride de type DPMD-CNN (date palm mite *Oligonychus afrasiaticus* disease). Ce chapitre comprend une présentation détaillée de la conception du réseau proposé, qui vise à détecter la maladie dès ses premières phases. Cette détection contribue à réduire les pertes importantes dues aux dégâts subis par les cultures, souvent à la charge des agriculteurs. Le réseau a été entraîné à partir d'une base de données composée d'un ensemble d'images capturées manuellement à l'aide d'une caméra dans la région de Biskra, située au sud-est de l'Algérie. Le nouveau réseau DPMD-CNN est conçu en combinant les fonctionnalités des architectures Alex Net et VGG-16, afin d'atteindre une précision accrue dans la détection de la maladie. Par ailleurs, les performances du réseau ont

été évaluées en comparant ses résultats à ceux de cinq autres réseaux neuronaux, à savoir Alex Net, VGG-16, Xception, ResNet-50 et MobileNet-V2, à l'aide du logiciel MATLAB. Cette comparaison met en évidence son efficacité dans la détection de la maladie et son rôle dans l'amélioration de la qualité de la production agricole.

Chapitre III : traite de la modélisation du quadrirotor en présentant les équations mathématiques représentant les forces internes et externes agissant sur lui sur les trois axes (x, y, z) , ainsi que les couples $[T_1, T_2, T_3, T_4]$, moments $[\tau_\phi, \tau_\theta, \tau_\psi]$ et trois angles (roulis (ϕ) , tangage (θ) , lacet (ψ)). Associés à son orientation par rapport à chaque repère.

Chapitre IV : Ce présente un système de navigation pour contrôler le quadrirotor soumis à des perturbations en ajustant le contrôleur P-PID à l'aide de l'optimisation ACO. Il propose un contrôleur hybride combinant P et PID pour maintenir la stabilité du quadrirotor tout en suivant la trajectoire souhaitée, en présence de perturbations extérieures. Une explication détaillée de l'ajustement des valeurs des gains du contrôleur (K_{p1}, K_{p2}, K_i et K_d) à l'aide de l'optimisation par la colonie de fourmis (en anglais : Ant Colony Optimization) est également fournie, avec des simulations réalisées dans SIMULINK/MATLAB pour vérifier l'efficacité du contrôleur P-PID sur le modèle de quadrirotor. Les performances du contrôleur proposé sont comparées à celles d'autres contrôleurs PD et PID, afin de démontrer sa supériorité dans la gestion des perturbations externes et le maintien de la stabilité tout en suivant la trajectoire souhaitée.

Chapitre V : Dans cette section, la mise en œuvre pratique sera réalisée en utilisant un quadrirotor de type DJI F450, assemblé dans le laboratoire LI3CUB, et contrôlé par une unité de commande ESP32-WROOM DevKitC avec 38 broches – Module Wi-Fi et Bluetooth. L'objectif est d'effectuer le décollage et le vol autour d'un palmier afin de capturer des images des fruits du palmier dattier à l'aide d'une caméra ESP32-CAM. Ensuite, ces images seront traitées par le réseau de neurones convolutif DPMD-CNN afin d'analyser l'état des fruits et de déterminer s'ils sont atteints de la maladie ou sains.

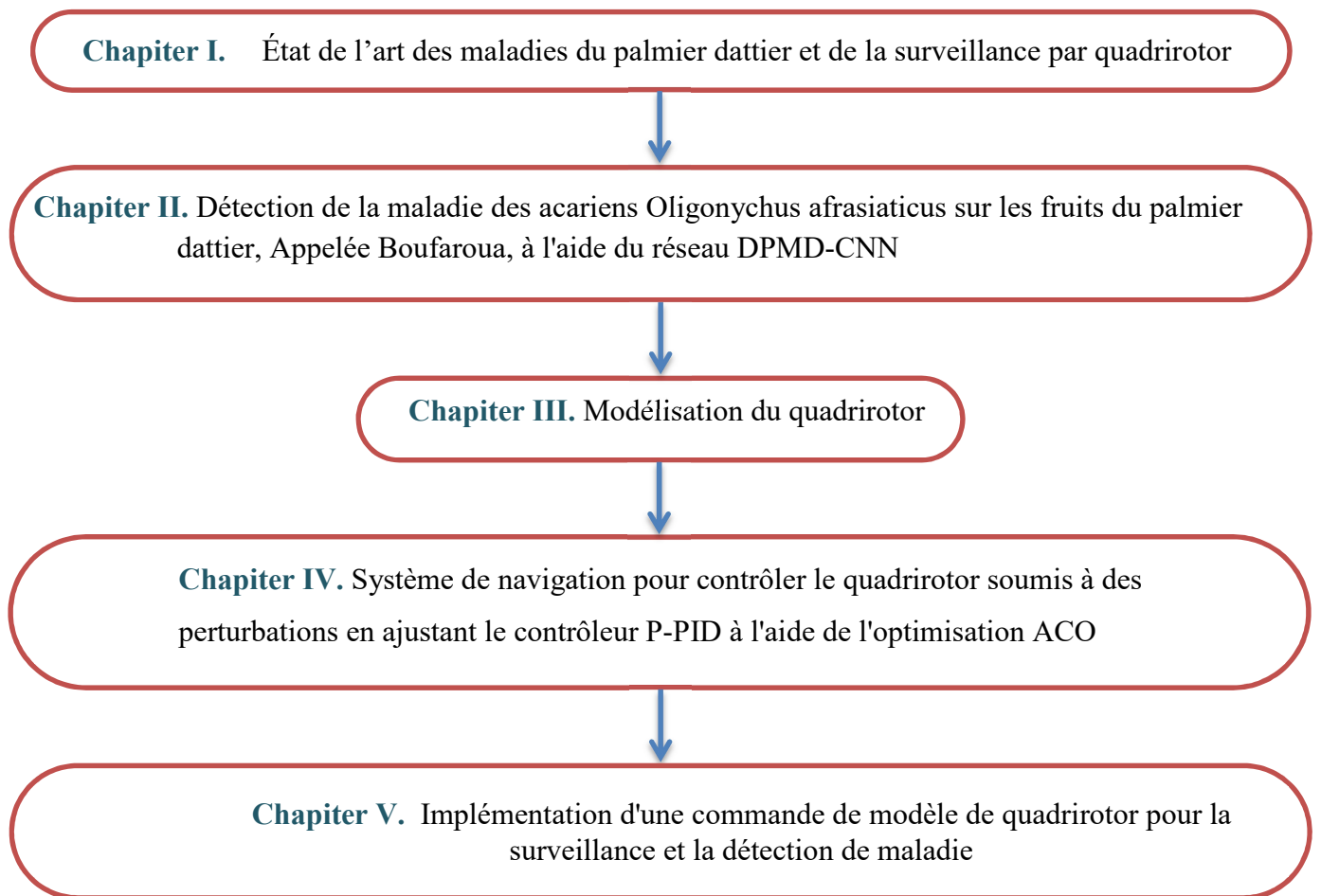


Figure 1 Organisation de la thèse

État de l'art des maladies du palmier dattier et de la surveillance par quadrirotor

Contenu

I.1 Introduction	15
I.2 Principales maladies du palmier dattier	16
I.2.1 Les maladies à champignons	16
I.2.1.1 Pourriture des inflorescences (Al-Khamedj)	16
I.2.1.2 La pourriture du cœur à thielaviopsis	16
I.2.1.3 Maladie des fruits	17
I.2.1.4 Le bayoud	17
I.2.1.5 Maladie à diplodia	18
I.2.2 Pathologie à insectes et arcariens	18
I.2.2.1 Ectomyelois ceratoniae	18
I.2.2.2 Parlatoria blanchardi trag	19
I.2.2.3 Maladie d'Oligonychus afrasiaticus du palmier dattier	20
I.3 Symptômes et impacts sur la production	21
I.4 Méthodes traditionnelles de détection et leurs limites	21
I.5 Méthodes modernes de détection	22
I.6 Synthèse et perspectives	22
I.7 Introduction aux quadrirotors	23
I.7.1 Évolution historique des quadrirotors	23
I.7.2 Principe générale	24

I.7.3 Configurations des quadrirotors et leurs Avantages	24
I.8 Utilisation du quadrirotor pour la surveillance agricole.....	25
I.9 État de l'art des techniques agricoles basées sur l'intelligence artificielle et les quadrirotors	25
I.10 Conclusion	27

I.1 Introduction

Le secteur agricole fait aujourd'hui face à de grands défis liés au changement climatique, à la pollution de l'air et à la propagation des insectes nuisibles, entraînant d'importantes pertes de récoltes et alourdissant les charges financières des agriculteurs. Dans ce contexte, le palmier dattier se distingue comme l'une des cultures les plus importantes des zones arides et semi-arides, en raison de son rôle central dans l'économie et la sécurité alimentaire. Cependant, sa production est souvent menacée par des maladies qui affectent la qualité et la quantité des fruits.

Avec le progrès technologique rapide, il est désormais possible de tirer parti des outils modernes tels que les drones, qui offrent de grands avantages grâce à leur capacité à se déplacer rapidement et à réaliser des tâches précises dans des espaces restreints. Ces technologies peuvent être intégrées aux méthodes agricoles traditionnelles pour améliorer la surveillance et la détection des maladies.

La détection des maladies du palmier dattier est essentielle pour réduire les pertes et garantir la durabilité de la production. La combinaison de l'expertise humaine, des méthodes traditionnelles et des techniques modernes permet d'obtenir un diagnostic plus précis et rapide, tout en surveillant de vastes superficies de manière continue.

Ce chapitre propose un aperçu complet des principales maladies du palmier dattier, en mettant l'accent sur leurs symptômes et leur impact sur la production, tout en passant en revue les méthodes de détection traditionnelles et modernes. Une attention particulière sera accordée à la maladie mite *Oligonychus afrasiaticus*, connue sous le nom de "Boufaroua", dont la propagation s'est fortement accélérée ces dernières années en raison de sa reproduction rapide.

Le chapitre abordera également l'utilisation des drones. Équipés de caméras, ces drones permettent une détection et efficace des maladies. Cette approche fournit aux agriculteurs des alertes instantanées, leur permettant d'intervenir rapidement et efficacement afin de limiter la propagation des maladies et de protéger à la fois la qualité et la productivité des cultures.

I.2 Principales maladies du palmier dattier

Les palmiers dattiers sont sensibles à de nombreuses maladies qui affectent leur croissance et leurs fonctions physiologiques, ainsi que la qualité et la salubrité de leurs fruits. Nous présentons ci-dessous les maladies les plus importantes et les plus répandues.

I.2.1 Les maladies à champignons

I.2.1.1 Pourriture des inflorescences (Al-Khamedj)

La pourriture des inflorescences, également appelée Al-Khamedj, est une maladie courante dans les zones de culture des palmiers dattiers, en particulier lors des années humides ou très pluvieuses, où elle peut se propager de manière épidémique. Elle est causée par le champignon *Mauginiella scaetae*, qui vit comme un champignon latent sur les plantes. Il s'agit d'une maladie externe ne nécessitant pas d'infection préalable. Les méthodes de lutte incluent l'entretien des palmeraies, l'élimination et l'incinération des inflorescences infectées, ainsi que le traitement des arbres avec des fongicides appropriés, comme illustré à la figure I.1 [29].



Figure I. 1 Maladie fongique des inflorescences (Al-Khamedj)

I.2.1.2 La pourriture du cœur à thielaviopsis

La maladie appelée Mejnoun est une infection fongique causée par *Thielaviopsis paradoxa*, qui touche principalement les parties aériennes du palmier dattier. Elle est observée dans plusieurs régions du Maghreb et du Moyen-Orient et peut, dans les cas graves, entraîner la mort de l'arbre [30]. L'infection se manifeste sous quatre formes principales: le dessèchement noir des feuilles, la pourriture des inflorescences, la pourriture du cœur et du stipe, ainsi que la pourriture du bourgeon terminal. Cette dernière est la plus dangereuse car elle bloque totalement la croissance du palmier. La lutte repose sur l'élimination et l'incinération des

organes infectés, suivies du traitement des plaies avec des fongicides tels que la bouillie bordelaise ou le thirame.

I.2.1.3 Maladie des fruits

Lors des années humides, les fruits de datte deviennent particulièrement sensibles à l'apparition de différents types de pourriture pendant la maturation. Plusieurs champignons sont impliqués dans ces infections, notamment *Alternaria*, *Sclerotium*, *Helminthosporium*, *Penicillium* et *Aspergillus*. La lutte contre ces maladies est difficile et repose principalement sur des mesures préventives, telles que la protection des régimes, l'emballage des grappes dans des sacs, le contrôle de leur taille, ainsi que des pratiques appropriées de taille et d'égagement [31].

I.2.1.4 Le bayoud

La trachéomycose est l'une des maladies les plus graves affectant le palmier dattier dans le Maghreb, notamment au Maroc [32] et en Algérie [33], provoquant des pertes importantes dans les palmeraies et la disparition de certaines variétés commerciales. L'agent causal est le champignon *Fusarium oxysporum* (forme blanche), qui vit dans le sol et attaque les tissus vasculaires du palmier [34]. Il provoque le flétrissement des feuilles, leur dessèchement progressif de bas en haut, leur courbure vers le stipe, et se propage ensuite à l'ensemble du bourgeon terminal.

La maladie se transmet principalement via les bourgeons ou parties de palmier infecté et peut persister longtemps dans les tissus même après la mort de l'arbre. Les premiers symptômes apparaissent sur les palmes du milieu de la couronne, puis s'étendent aux palmes adjacentes et au bourgeon terminal, comme illustré à la figure I.2.

Les mesures de lutte incluent la recherche de variétés résistantes, l'utilisation de croisements dirigés, la culture in vitro de palmiers sélectionnés et le traitement du sol. Certains produits chimiques comme le bromure de méthyle et la chloropicrine montrent une efficacité limitée. Malgré les efforts de recherche au Maroc, en Algérie et en Tunisie, la trachéomycose demeure une menace persistante nécessitant une surveillance continue et le développement de variétés résistantes.



Figure I. 2 Maladie de bayoud

I.2.1.5 Maladie à diplodia

La Diplodia (*Diplodia phoenicum*) est une maladie fongique secondaire touchant principalement les rejets du palmier dattier dans plusieurs régions du monde. Elle se manifeste par des stries brun-jaunâtre à la base des feuilles, qui évoluent vers une nécrose provoquant leur dessèchement prématuré. Dans les formes graves, l'infection peut atteindre le bouquet foliaire central et entraîner la mort des jeunes palmes [35], comme illustré à la figure I.3.

Le champignon agit comme un parasite de la blessure, profitant de la sécheresse, d'une mauvaise irrigation ou de dommages mécaniques. La lutte repose sur un entretien rigoureux, incluant le traitement préventif des rejets et la désinfection des outils.

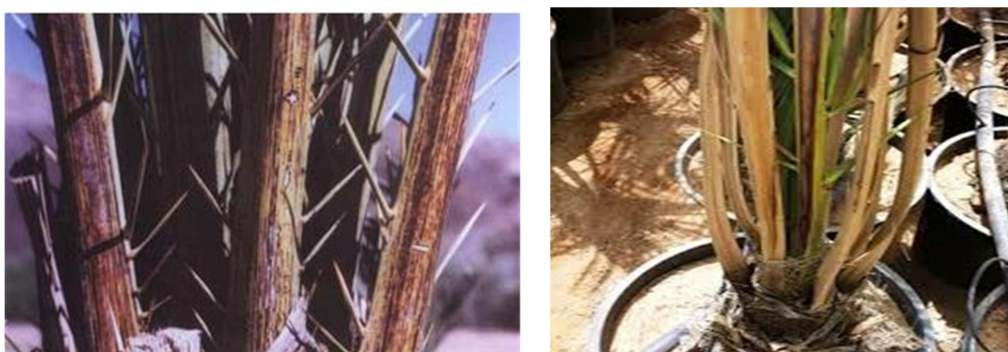


Figure I. 3 Maladie à diplodia phoenicum

I.2.2 Pathologie à insectes et arcariens

I.2.2.1 Ectomyelois ceratoniae

Le ver de la datté, appartenant à la famille des Phycitidae, constitue l'un des principaux ravageurs des dattes [36], comme illustré à la figure I.4. Il est largement répandu dans plusieurs pays méditerranéens et peut aussi infester d'autres fruits comme les figues, les

grenades et les caroubes [37, 38]. Cette espèce ne doit pas être confondue avec les pyrales du genre *Ephestia*, qui se développent surtout après la récolte.

La lutte repose principalement sur des traitements chimiques appliqués en début septembre, bien que leur utilisation soit limitée par leur toxicité et par la variabilité de la maturité des fruits. Des essais de lutte biologique, notamment via des parasitoïdes Hyménoptères, ont également été proposés, mais les connaissances sur la biologie et l'écologie du ravageur restent insuffisantes.



Figure I. 4 *Ectomyelois ceratoniae*, la pyrale des dattes

I.2.2.2 *Parlatoria blanchardi* trag

Parlatoria blanchardi est l'un des principaux ravageurs affectant les palmiers dattiers dans la plupart des pays producteurs de dattes. Elle se propage largement dans des régions au climat chaud et sec. Cet insecte colonise presque toutes les parties du palmier, y compris les folioles, les rejets et même les fruits, comme illustré sur la figure I.5.

Il se nourrit de la sève des plantes et injecte des toxines qui réduisent la capacité des feuilles à respirer et à effectuer la photosynthèse. Cela entraîne un arrêt de la croissance des fruits, une baisse significative du rendement pouvant dépasser 50 % et une détérioration de la qualité des dattes.

Une infestation sévère peut également affaiblir l'arbre ou provoquer la mort des jeunes rejets. Les études confirment que cette espèce s'adapte bien aux conditions désertiques et se rencontre sur plusieurs types de palmiers dans différentes régions arides à travers le monde.



Figure I. 5 *Parlatoria blanchardi* trag

I.2.2.3 Maladie d'*Oligonychus afrasiaticus* du palmier dattier

L'acarien *Oligonychus afrasiaticus* est considéré comme un ravageur dangereux qui infecte les fruits du palmier dattier. Il détruit les cultures et entraîne des pertes économiques importantes, notamment au début de la phase de croissance lorsque le fruit est vert et immature [39]. Connu des agriculteurs sous le nom d'acarien Boufaroua, cet insecte très petit appartient à la famille des araignées. Ils sont souvent appelés araignées de poussière car ils sont difficilement visibles en raison de leur petite taille, environ 0,5 mm [40], comme illustré à la figure I.6. Les acariens se propagent et se multiplient rapidement dans les zones sèches et chaudes [41], tolérant des températures élevées, notamment dans les régions désertiques.

La femelle pond entre 50 et 60 œufs, pouvant atteindre jusqu'à 100 œufs, entre juin et août, à raison de 5 à 10 œufs par jour sur une période de 8 à 12 jours. Les œufs ont un diamètre d'environ 0,16 mm, sont clairs juste après la ponte puis deviennent progressivement opaques. Ils éclosent après 3 à 4 jours, donnant naissance à la première larve, de forme sphérique, incolore et très active [42].

Leur durée de vie est d'environ deux à quatre semaines et ils grandissent rapidement. La maladie de Boufaroua empêche les fruits des palmiers de recevoir la lumière du soleil, car de fins fils de soie sont tissés pour former un réseau autour des fruits, comme illustré à la figure I.7. Ces derniers deviennent alors blancs ou gris [43], entraînant une accumulation de poussière sur eux. De plus, les araignées sucent les fluides des fruits, transformant leur couleur en une teinte brun rougeâtre ressemblant à une croûte [44]. Cela empêche leur croissance correcte, les détruit rapidement, et les fait tomber, les rendant inconsommables pour les humains [45].



Figure I. 6 Acarien *Oligonychus afrasiaticus* [46]



Figure I. 7 Fruit de datte Deglet Nour infecté par *Oligonychus afrasiaticus*

I.3 Symptômes et impacts sur la production

On peut identifier les maladies du palmier dattier par l'inspection visuelle et l'observation des symptômes qui reflètent un comportement anormal de l'arbre en termes de croissance et de qualité de production.

Le changement de couleur des feuilles et des fruits ainsi que l'apparition de taches inhabituelles constituent des indicateurs de perturbation du cycle biologique du palmier, résultant de l'infection par des champignons ou de l'infestation par certains insectes nuisibles, pouvant entraîner des déformations des fruits et leur chute prématurée.

Ces maladies peuvent provoquer d'importantes pertes économiques pour les agriculteurs, en particulier en cas de retard dans leur détection ou leur traitement.

I.4 Méthodes traditionnelles de détection et leurs limites

Les méthodes traditionnelles de détection des maladies du palmier dattier, comme *Oligonychus afrasiaticus*, pris comme exemple dans cette étude, reposent sur l'observation visuelle directe par les agriculteurs des feuilles, des troncs et des fruits pour repérer les signes d'infection.

Cela inclut également le prélèvement d'échantillons, leur analyse par des experts et la réalisation de tests chimiques et biologiques pour identifier l'agent pathogène. Cependant, ces

méthodes présentent plusieurs limites : manque de personnel qualifié, précision diagnostique réduite, coûts élevés et risque de retard dans la détection, ce qui peut favoriser la propagation de la maladie.

Pour surmonter ces défis, des techniques modernes telles que l'intelligence artificielle et les drones sont adoptées afin d'améliorer la rapidité et la précision de la détection des maladies.

I.5 Méthodes modernes de détection

Avec l'avancement technologique rapide, il est désormais possible d'exploiter les ressources modernes pour proposer des solutions innovantes soutenant les agriculteurs et garantissant une agriculture économiquement réussie, grâce à l'intégration d'outils et de technologies avancées.

Des dispositifs de détection sophistiqués ont été développés, basés sur l'imagerie et les capteurs, équipés de caméras hautes résolution et de capteurs multispectraux, permettant de détecter des symptômes de maladies invisibles à l'œil nu.

Les images capturées sont traitées à l'aide de techniques d'intelligence artificielle, où les CNN et d'autres méthodes d'apprentissage automatique analysent automatiquement les images pour la détection des maladies, en identifiant et classifiant les infections avec précision et rapidité.

Ces méthodes reposent sur l'extraction des caractéristiques principales des maladies pour garantir un diagnostic précis, réduisant ainsi le risque de propagation, améliorant la surveillance de la santé des cultures, augmentant la production et diminuant les pertes agricoles.

Ces techniques offrent des avantages majeurs, notamment la rapidité, la précision et la capacité à surveiller de vastes surfaces de manière continue, bien qu'elles nécessitent des bases de données d'images complètes et une puissance de calcul adéquate.

I.6 Synthèse et perspectives

La détection des maladies du palmier dattier est essentielle pour réduire les pertes de production et assurer la durabilité des cultures. La combinaison des méthodes traditionnelles,

de l'expertise humaine et des technologies modernes permet d'obtenir un diagnostic plus précis et rapide.

Les perspectives futures incluent le développement de systèmes de surveillance automatisés avancés pour les palmeraies, utilisant des drones équipés de caméras et exploitant l'intelligence artificielle ainsi que les CNN pour le diagnostic des maladies.

Dans ce travail, nous nous concentrerons sur l'utilisation de ces technologies pour la détection de la maladie de Boufaroua, permettant aux agriculteurs d'intervenir rapidement et efficacement afin de limiter la propagation de la maladie et de protéger la qualité et la productivité des cultures.

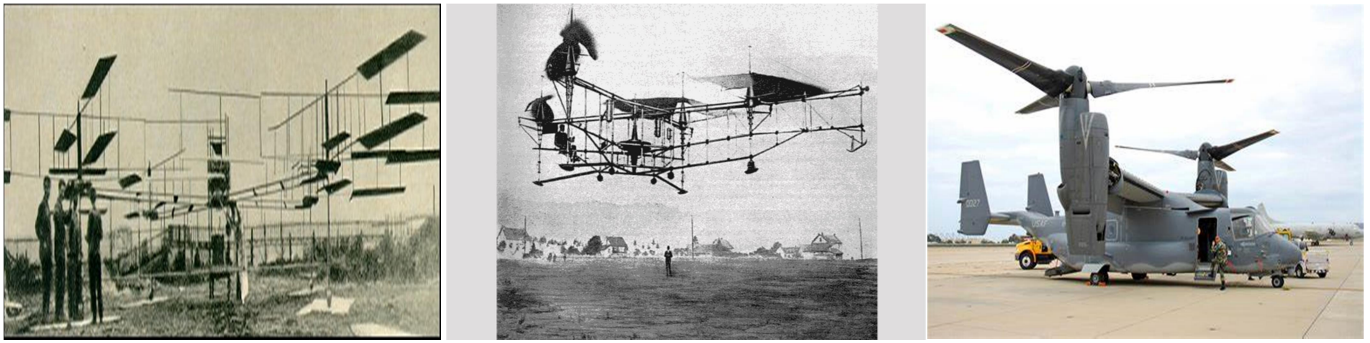
I.7 Introduction aux quadrirotors

Nous nous appuierons dans ce travail sur un type spécifique de drone, à savoir le quadrirotor, considéré comme le modèle le plus adapté aux applications agricoles grâce à sa grande maniabilité et à sa stabilité en vol. Ces caractéristiques en font un outil efficace pour les missions de surveillance et de détection des maladies affectant les palmiers dattiers

I.7.1 Évolution historique des quadrirotors

En 1907, les frères Bréguet ont construit le Gyroplane n°1 [47], le premier quadrirotor, mais il a rencontré des problèmes de stabilité et de contrôle, ce qui a limité ses vols. En 1922, Georges de Bothezat a réussi à construire l'un des plus grands gyroplanes [48], qui a réussi à voler de manière limitée. Il a été suivi par les tentatives d'Etienne Oemichen, qui ont construit l'Oemichen n°2 [49], avec des rotors avancés permettant la stabilité et le mouvement latéral. Malgré les améliorations, l'intérêt s'est ensuite orienté vers les hélicoptères à rotor unique en raison des défis de stabilité rencontrés avec les modèles quadrirotors [50].

Au cours des années suivantes, avec le développement de la technologie et des systèmes de contrôle, l'attention est revenue aux quadrirotors, en particulier avec le développement de rotors inclinables permettant une plus grande flexibilité et des vitesses plus élevées, ce qui a conduit au développement d'avions tels que le V-22 Osprey. La figure I.8 présente l'évolution historique des quadrirotors, depuis les premiers prototypes jusqu'aux modèles modernes.



a- Gyroplane n°1

b- Oemichen n°2

c- V-22 Osprey

Figure I. 8 Ancien quadrirotor

I.7.2 Principe générale

Le quadrirotor présenté dans la figure I.9 est un aéronef à décollage et atterrissage verticaux (VTOL : Vertical Take-Off and Landing) doté d'un fuselage en forme de croix. Chaque hélice est entraînée par un moteur électrique situé à l'une des quatre extrémités de l'avion, ce qui équilibre uniformément les moteurs. Cet avion présente plusieurs avantages de conception par rapport aux hélicoptères traditionnels, notamment parce qu'il ne nécessite pas une grande hélice, qui serait difficile à concevoir et à mettre en œuvre. Il présente également une conception complexe qui améliore la stabilité et la direction. En outre, ce type de drone joue un rôle crucial dans les domaines de la recherche, comme le contrôle, où il sert de modèle pour tester de nouveaux algorithmes et méthodes de contrôle. Toutefois, les quadrirotors ont certains inconvénients, tels qu'une capacité de charge utile limitée et une durée de vol relativement courte, ce qui nécessite de remplacer fréquemment la batterie.

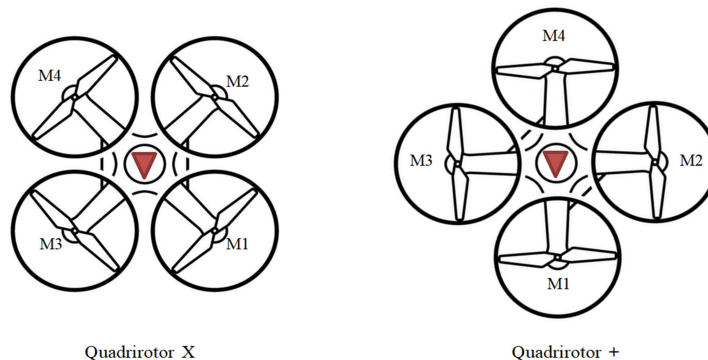


Figure I. 9 Modèles de quadrirotor

I.7.3 Configurations des quadrirotors et leurs Avantages

Les quadrirotors sont disponibles dans différentes configurations, chacune offrant des fonctionnalités spéciales répondant aux besoins et applications appropriés. Voici un aperçu des configurations les plus courantes et des avantages de chacune :

1. Dans la configuration X, les quatre rotors sont disposés en forme de X vus de dessus. Ses avantages sont les suivants :
 - Cette configuration offre une excellente stabilité, ce qui la rend idéale pour la photographie aérienne et la vidéographie.
 - La caméra peut être montée à l'avant, offrant ainsi une vue sans obstruction.
 - La répartition du poids est plus équilibrée, améliorant ainsi la dynamique de vol.
2. Dans la configuration en croix, les rotors sont disposés en forme de plus (+) vus de dessus. Parmi ses avantages, on compte les suivants :
 - Plus facile à programmer et à contrôler grâce à une orientation simple.
 - Une meilleure autorité de lacet grâce à l'agencement symétrique des rotors.
 - Offre une poussée symétrique, idéale pour les tâches nécessitant un vol stationnaire précis.

I.8 Utilisation du quadrirotor pour la surveillance agricole

L'agriculture constitue l'un des secteurs clés susceptibles de tirer un grand bénéfice du développement des drones légers. Ces dispositifs sont largement utilisés pour la protection des cultures, la prévention des maladies et l'identification des ravageurs, afin d'intervenir avant que les dégâts ne deviennent irréversibles. Ils permettent également d'estimer les rendements et de surveiller l'état général des exploitations.

L'augmentation considérable des informations relatives aux risques de détérioration des cultures a renforcé l'intérêt pour des solutions rapides et efficaces capables de répondre à ces situations sensibles. Dans le cadre de la gestion agricole de précision, les parcelles sont analysées à l'aide de technologies de capteurs avancés permettant d'évaluer la qualité du sol et d'appliquer des stratégies adaptées pour optimiser la productivité [51-54].

I.9 État de l'art des techniques agricoles basées sur l'intelligence artificielle et les quadrirotors

Dans le cadre des efforts récents en recherche scientifique visant à mondialiser le secteur agricole et à développer des solutions durables pour améliorer son efficacité, l'accent a été mis sur l'intégration des technologies de quadrirotors et de l'intelligence artificielle dans les études et recherches agricoles, dans le but d'améliorer la productivité, de surveiller la santé des cultures et de détecter les maladies et les ravageurs.

Plusieurs études ont été menées dans ce domaine. Par exemple,[55] souligne le rôle de l'intelligence artificielle dans le développement de la culture du palmier dattier et présente les perspectives futures pour les applications de recherche et technologiques. In [56] explore les avancées récentes dans l'application de l'apprentissage profond au diagnostic des maladies du palmier dattier, en mettant particulièrement l'accent sur CNN, largement utilisés dans la recherche agricole pour leurs puissantes capacités de traitement d'images.

Le charançon rouge du palmier (*Rhynchophorus ferrugineus*) cause d'importantes pertes économiques, notamment dans les palmiers. Sa lutte efficace repose sur une approche intégrée combinant détection, méthodes chimiques, biologiques et utilisation de phéromones [57]. Cette étude [58] présente une nouvelle base d'images de palmes de dattiers (BAPFD) et démontre que l'utilisation de l'apprentissage profond permet de détecter avec une grande précision la maladie de Bayoud, même sur de faibles symptômes, offrant un outil efficace pour la surveillance des palmiers.

Dans [59] met en avant l'utilisation des drones et des capteurs avancés pour la détection des maladies et ravageurs du palmier dattier, tout en intégrant l'apprentissage automatique pour améliorer la précision. Elle propose également des pistes pour les recherches futures et l'application efficace de ces technologies en agriculture.[60] Cette revue met en lumière les avancées biotechnologiques et l'intégration de l'IA dans la culture du palmier dattier, visant à améliorer la productivité, la résistance aux stress et la gestion des maladies, tout en assurant la durabilité à long terme de sa production.

In [61] vise à développer une méthode précise pour le comptage des palmiers dans les images capturées par drones, en utilisant la détection de points dominants et l'architecture YOLOv5 afin de surmonter les défis liés aux angles obliques, aux variations de distance et aux environnements ouverts, améliorant ainsi la précision par rapport aux méthodes existantes. Une autre étude [62] exploite YOLO-V5 pour localiser automatiquement les palmiers dattiers, améliorant la gestion des plantations et la prévision de la production.

Cette étude[63] vise à démontrer comment l'utilisation de drones combinée à la détection participative au sol permet d'identifier efficacement l'infestation par l'acarien rouge du thé, optimisant ainsi l'usage des ressources et améliorant la productivité tout en réduisant les coûts. [64-66] montrent que l'association des quadrirotors et de l'IA permet une surveillance précise, une détection des maladies et une gestion optimisée des ressources, tout en améliorant la productivité. L'analyse automatique des images aériennes permet de surpasser les méthodes traditionnelles et de réaliser des interventions ciblées, telles que la pulvérisation de produits

phytosanitaires ou l'irrigation de précision, réduisant ainsi les coûts et augmentant l'efficacité globale.

I.10 Conclusion

Les maladies du palmier dattier représentent l'un des défis majeurs auxquels sont confrontés les agriculteurs, en raison de leur propagation rapide dans les palmeraies et de la difficulté de les maîtriser. Cela rend l'intervention indispensable afin d'éviter la détérioration de la production et la mortalité des arbres. Bien que les méthodes traditionnelles de détection soient efficaces, elles restent limitées en termes de rapidité et de capacité à identifier les infections à un stade.

Avec l'évolution rapide des technologies modernes, il est désormais possible d'exploiter les quadrirotors équipés de caméras, ainsi que les techniques d'intelligence artificielle et les CNN, pour ouvrir de nouvelles perspectives dans la surveillance et le diagnostic précis des maladies. L'intégration de ces outils dans la gestion des palmeraies contribue à réduire les pertes, améliorer la qualité de la production et soutenir des pratiques agricoles durables.

Cette vue d'ensemble prépare la transition vers l'application pratique de ces technologies innovantes. Dans ce travail, une attention particulière sera accordée à la maladie *Oligonychus afrasiaticus*, en mettant l'accent sur le développement de solutions intelligentes permettant aux agriculteurs de la détecter précocement grâce à l'utilisation des quadrirotors et des techniques d'intelligence artificielle, comme il sera détaillé dans les chapitres suivants.

Détection De La Maladie d'Oligonychus Afrasiaticus Du Palmier Dattier, Appelée Boufaroua

Contenu

II.1 Introduction	30
II.2 Contexte et description de la zone d'étude.....	30
II.2.1 Présentation de la région d'étude.....	30
II.2.2 Conditions climatiques et impact sur la culture du palmier dattier.....	31
II.3 Réseaux de neurones convolutifs.....	32
II.3.1 Architecture des réseaux CNN	32
II.3.2 Couche d'entrée et prétraitement des données	32
II.3.3 Couches convolutives et extraction des caractéristiques	32
II.3.4 Les couches de mise en commun	33
II.3.4.2 Mise en commun moyenne.....	33
II.3.5 Couches d'activation	34
II.3.6 Couche entièrement connectée et classification	34
II.3.7 Couche de sortie et prise de décision	34

II.4 Optimisation de la formation avec l'apprentissage par transfert.....	35
II.4.1 Base de données et redimensionnement des images	35
II.4.1.1 Description et acquisition des données	35
II.4.1.2 Redimensionnement des images.....	36
II.4.2 Augmentation des données pour améliorer la robustesse du modèle.....	36
II.5 Évaluation du modèle de classification.....	37
II.5.1 Matrice de confusion et ses composants	37
II.5.2 Mesures de performance du modèle à partir de la matrice de confusion	38
II.6 Approche suggérée pour la détection de la maladie.....	39
II.6.1 Présentation du réseau hybride DPMD-CNN.....	39
II.6.2 Fusion de VGG16 et Alex Net pour améliorer la performance du modèle.....	40
II.6.3 Hyper-paramètres	41
II.7 Expérimental et mise en œuvre	41
II.7.1 Dispositif expérimental	42
II.7.2 Entraînement et test	42
II.7.3 Résultats et discussion.....	43
II.8 Conclusion.....	50

II.1 Introduction

La détection de l'infestation par l'acarien *Oligonychus afrasiaticus*, constitue un enjeu majeur pour la production des fruits du palmier dattier, en particulier dans les régions sahariennes. Cette infestation affecte directement la qualité et le rendement des récoltes, ce qui rend indispensable le développement de solutions automatisées et intelligentes capables d'assurer une surveillance rapide et fiable.

Avec les avancées récentes dans le domaine de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage profond, les CNN se sont imposés comme des outils puissants pour l'analyse des images agricoles. Leur capacité à extraire automatiquement des caractéristiques discriminantes permet d'améliorer significativement les performances de classification et de détection dans des environnements complexes.

Ce chapitre présente un modèle hybride de deep learning nommé DPMD-CNN, spécialement conçu pour la détection de la maladie de Boufaroua à partir d'images de fruits du palmier dattier. L'approche proposée repose sur une extraction multi-niveaux des caractéristiques visuelles, combinée à une architecture de classification profonde, afin d'améliorer la capacité du modèle à distinguer les fruits sains des fruits infectés, même dans des conditions d'acquisition difficiles.

Le modèle proposé repose sur une architecture hybride DPMD-CNN permettant une extraction efficace des caractéristiques visuelles pertinentes à partir des images de fruits du palmier dattier. Cette approche vise à renforcer la capacité de discrimination entre les classes, tout en assurant une bonne robustesse face aux variations naturelles des conditions d'acquisition des images.

Enfin, une base de données d'images de fruits du palmier dattier a été constituée et annotée afin d'entraîner et d'évaluer le modèle proposé. Les résultats expérimentaux montrent que l'approche DPMD-CNN atteint des performances supérieures aux méthodes classiques et à plusieurs architectures CNN de référence, confirmant ainsi son efficacité pour la détection de la maladie de Boufaroua.

II.2 Contexte et description de la zone d'étude

II.2.1 Présentation de la région d'étude

La zone de Biskra est la porte d'entrée du Sahara algérien et s'étend sur une superficie de 10 246 km² [67]. Elle est située au nord-est de l'Algérie, plus précisément dans la chaîne montagneuse de l'Atlas saharien [68], à une altitude de 112 m au-dessus du niveau de la mer Méditerranée. La wilaya de Biskra est bordée au nord par la wilaya de Batna, à l'est par les

II.3 Réseaux de neurones convolutifs

II.3.1 Architecture des réseaux CNN

Le CNN est un type de réseau de neurones artificiels utilisé dans l'apprentissage profond (DL) [72]. Il nécessite une formation approfondie sur les différentes couches pour déterminer les poids nécessaires à l'exécution des tâches requises. Ainsi, le CNN a révolutionné le domaine de la vision par ordinateur en termes d'apprentissage automatique [73]. Il a gagné en popularité et suscite un intérêt significatif parmi les chercheurs pour le diagnostic de diverses maladies. Un CNN est spécifiquement conçu pour traiter et classer les données d'image selon leurs catégories respectives [74, 75]. De plus, il se compose d'une architecture structurée divisée en plusieurs couches, comme illustré sur la figure. II. 2, réparties comme suit :

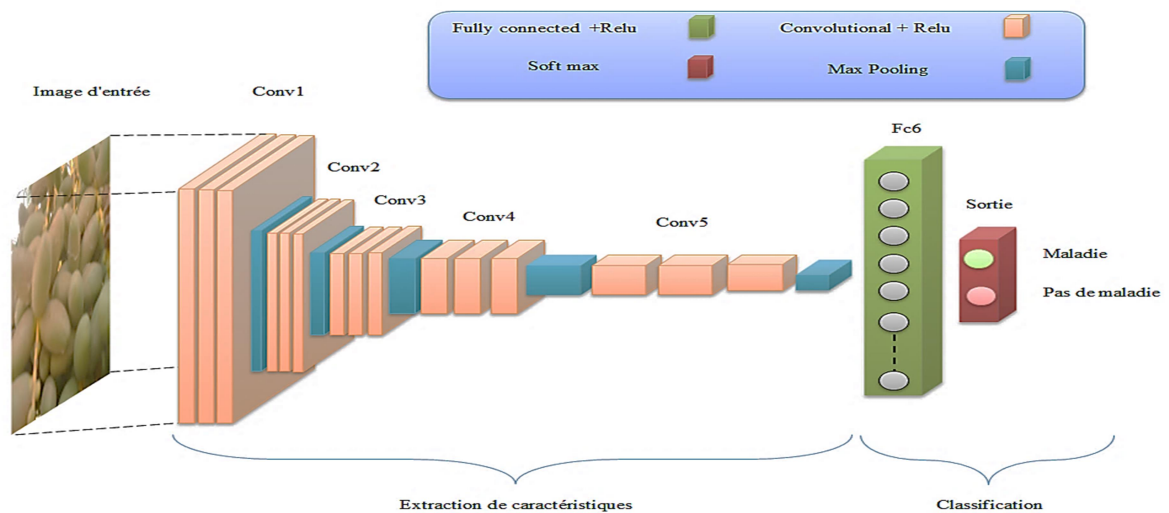


Figure II. 2 Architecture de CNN

II.3.2 Couche d'entrée et prétraitement des données

La première couche contient les données d'entrée à traiter par les couches suivantes afin d'extraire les caractéristiques des images. Il s'agit d'une image de type RGB [76], représentée sous la forme d'un tenseur 3D (largeur, hauteur, canaux).

II.3.3 Couches convolutives et extraction des caractéristiques

Cette couche est utilisée pour extraire les caractéristiques des données d'image d'entrée, constituant ainsi l'élément de base de CNN. Elle se compose d'un ensemble de filtres apprenables, ou noyaux, qui sont appliqués à la matrice d'image d'entrée contenant un ensemble de pixels [77]. Les filtres ont deux dimensions : la largeur et la hauteur, et sont souvent de petite taille, comme 2×2 , 3×3 ou 5×5 . Lorsque le filtre est passé sur toute l'image, un processus de multiplication et de sommation des valeurs existantes est effectué. Les

valeurs de sortie de cette couche sont ensuite stockées dans une nouvelle matrice bidimensionnelle appelée cartes de caractéristiques [78], comme le montre la figure. II. 3.

Les couches convolutives sont généralement empilées pour former des réseaux plus profonds, permettant ainsi d'apprendre des fonctionnalités de plus en plus complexes et abstraites à partir des données d'entrée. Les sorties d'une couche convolutive servent d'entrées à la couche suivante, permettant l'extraction hiérarchique de caractéristiques [79].

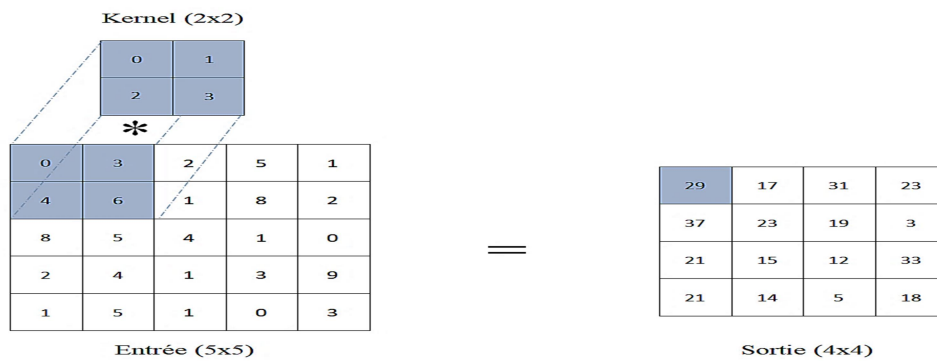


Figure II. 3 Structure de la couche convolutive

II.3.4 Les couches de mise en commun

L'opération de mise en commun (Pooling) est utilisée pour réduire la taille et les dimensions des cartes de caractéristiques (feature map), diminuant ainsi le nombre de caractéristiques à analyser et empêchant le sur-ajustement [80]. Cela permet d'accélérer les calculs lors de la phase d'entraînement des couches CNN [81]. De plus, cette méthode améliore la flexibilité des performances du modèle en distinguant les caractéristiques des images superposées tout en préservant leurs attributs essentiels et en réduisant la quantité d'informations à traiter. Deux types fondamentaux d'opérations de regroupement sont appliqués au modèle :

II.3.4.1 Mise en commun maximale

Le calcul des valeurs maximales de la carte de caractéristiques s'effectue en appliquant un filtre, puis en stockant les résultats dans une nouvelle matrice. Cette matrice contient moins de caractéristiques que la carte de caractéristiques précédente, réduisant ainsi la quantité de données à traiter [82].

II.3.4.2 Mise en commun moyenne

La valeur moyenne de chaque fenêtre de regroupement est calculée et attribuée à la position correspondante dans la carte des caractéristiques en sortie, comme illustré sur la figure. II. 4. Cette technique peut aider à réduire les dimensions spatiales tout en conservant une représentation plus fluide des entités d'entrée [83].

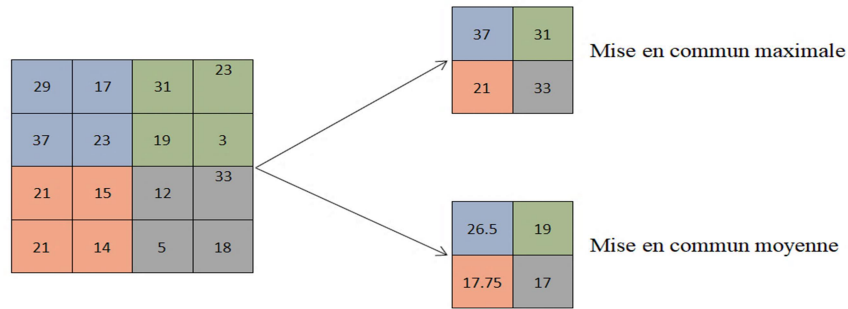


Figure II. 4 Type de couche de mise en commun

II.3.5 Couches d'activation

Vient après chaque couche convolutive, qui est un élément important du CNN. Il utilise une relation non linéaire, permettant au modèle d'apprendre des fonctionnalités plus complexes au cours du processus de formation et d'atteindre une grande précision dans la prédiction de la classification des images. Les fonctions d'activation courantes incluent ReLU et sigmoïde [84], ReLU étant la fonction la plus couramment utilisée.

II.3.6 Couche entièrement connectée et classification

La dernière couche du réseau neuronal convolutif, également connue sous le nom de couches denses, est représentée par FC (Fully connected). Elle se compose d'un groupe de cellules neuronales interconnectées, reliées entre elles par des poids qui déterminent la force de la connexion [85]. Ces poids sont ajustés au cours du processus d'apprentissage à l'aide d'algorithmes d'optimisation afin d'obtenir des résultats probabilistes quant à leur appartenance à une classe spécifique, sur la base des caractéristiques de traitement d'image [86, 87].

II.3.7 Couche de sortie et prise de décision

La couche dans laquelle les sorties du processus de prédiction final du modèle sont affichées à l'aide de la fonction d'activation softmax [88], comme indiqué dans l'équation II.1, sur la base des informations obtenues dans les couches précédentes. La tâche consistait également à classer les images en deux catégories en fonction de la maladie ou de la santé des fruits du palmier dattier.

$$softmax(y_i) = \frac{\exp(y_i)}{\sum_{j=1}^n \exp(y_j)} \quad (II.1)$$

Où $softmax(y_i)$ est la valeur de la probabilité de classification de l'image dans chaque catégorie et y représente les valeurs obtenues à partir des neurones présents dans la couche de sortie.

II.4 Optimisation de la formation avec l'apprentissage par transfert

La formation d'un modèle dans le processus d'apprentissage automatique est longue et difficile, car il faut traiter un grand nombre de données, en déterminant les poids des réseaux neuronaux. La formation nécessite un ordinateur haut de gamme et une unité de traitement graphique (GPU) très puissante.

Cependant, l'apprentissage par transfert est une technique puissante et utile en apprentissage automatique, qui permet de résoudre les problèmes de temps et de précision lors de la formation et de réduire le besoin de grands ensembles de données, car vous n'aurez pas à tout former à partir de zéro, ce qui permet d'économiser du temps et de la puissance de calcul [89, 90]. Les CNN pré-entraînés sont largement utilisés pour la classification d'images et la détection d'objets, en appliquant les connaissances apprises lors d'une tâche à une tâche différente mais connexe [91]. C'est comme si l'on partait d'un expert préformé dans un domaine et que l'on tirait parti de ses connaissances pour apprendre une nouvelle compétence plus rapidement et plus efficacement.

Le tableau II.1 présente un récapitulatif des principaux modèles préentraînés utilisés dans cette étude afin de permettre une comparaison de leurs performances.

Tableau II. 1 Comparaison des architectures CNN utilisées dans cette étude

Modèle CNN	Taille de la couche d'entrée	Couches	Paramètres
Xception	229 x 229 x 3	71	29 million
Alex Net	227 x 227 x 3	8	62.4 million
VGG-16	224 x 224 x 3	138	138 million
Res Net-50	224 x 224 x 3	50	25.6 million
Mobile Net-V2	224 x 224 x 3	53	3.4 million

II.4.1 Base de données et redimensionnement des images

II.4.1.1 Description et acquisition des données

Les fruits du palmier dattier sont attaqués par la mite *Oligonychus afrasiaticus*, qui provoque des maladies dès les premières phases de croissance. Ainsi, un ensemble de 1790 images RGB a été collecté manuellement à l'aide d'un téléphone Xiaomi Redmi 9, avec une résolution de 1920×4160 pixels. Ces images documentent différentes étapes de la croissance des fruits, mettant en évidence leur état sanitaire, qu'ils soient sains ou infectés. Les données ont été recueillies dans des plantations de palmiers dattiers à Biskra, en Algérie.

L'utilisation de ces images est essentielle pour l'entraînement des modèles d'apprentissage automatique, permettant ainsi de valider leur précision et d'évaluer leur capacité à classifier l'état sanitaire des fruits. Pour ce faire, les images ont été réparties en deux groupes égaux : 895 images de fruits sains et 895 images de fruits infectés.

Ces données ont été organisées dans deux fichiers distincts, selon l'état des fruits (infectés ou sains), afin de faciliter l'entraînement et la classification du modèle, comme illustré dans la figure II.5.

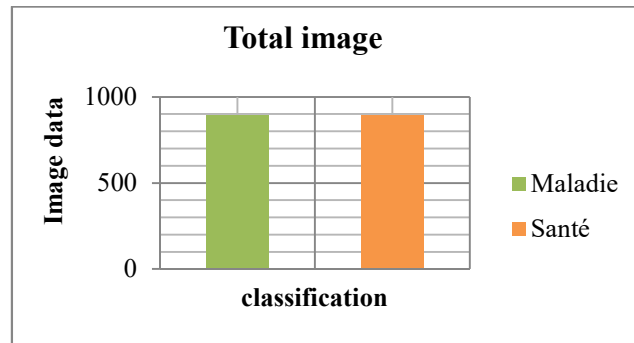


Figure II. 5 Représentation graphique du nombre d'images

II.4.1.2 Redimensionnement des images

Le redimensionnement des images constitue une étape essentielle dans le traitement des données visuelles, visant à uniformiser les dimensions des images et à les adapter aux exigences des modèles d'apprentissage automatique [92]. Par conséquent, l'extraction de toutes les fonctionnalités et informations est nécessaire pour analyser les caractéristiques requises avant de les utiliser comme entrée dans l'apprentissage automatique, afin d'accomplir efficacement certaines tâches. Dans cette étude, nous avons examiné toutes les images de l'ensemble de données original contenant des maladies du palmier dattier, et nous avons appliqué le redimensionnement des images afin de les rendre plus adaptées au modèle utilisé pour la détection de la maladie.

De manière générale, l'utilisation d'images de petite taille permet d'entraîner les modèles d'apprentissage automatique plus rapidement et efficacement, contrairement aux images de grande taille qui contiennent un grand nombre de pixels, augmentant ainsi la complexité des calculs [93]. Dans cette étude, un prétraitement des images a été appliqué, et toutes les images d'origine ont été redimensionnées à 227×227 pixels, tout en conservant le format de couleur à trois canaux (RGB).

II.4.2 Augmentation des données pour améliorer la robustesse du modèle

La quantité de données disponibles pour l'analyse des images de fruits du palmier dattier est insuffisante pour mener à bien le travail en cours. Par conséquent, l'augmentation de données est une pratique courante en apprentissage automatique, visant à accroître le nombre d'images utilisées dans l'entraînement du réseau afin d'améliorer la précision de la détection

de l'état du palmier dattier et de réduire le sur ajustement (overfitting) du modèle. Cette technique permet également de limiter la collecte manuelle de données.

Elle consiste à augmenter le nombre d'images en appliquant des transformations telles que le recadrage, la rotation et le décalage le long des axes x et y, tout en préservant les étiquettes et les informations associées aux images [94], comme illustré à la figure. II.6. Cette approche renforce également la capacité du modèle à apprendre à partir de différents points de vue, améliorant ainsi sa résilience face aux variations et aux perturbations des données d'entrée.

Dans cette étude, la data augmentation est appliquée exclusivement à l'ensemble d'entraînement afin d'enrichir la diversité des données et d'améliorer la capacité de généralisation du modèle. En revanche, les ensembles de validation ne subissent aucune transformation d'augmentation, afin de garantir une évaluation objective, fiable et non biaisée des performances du modèle.

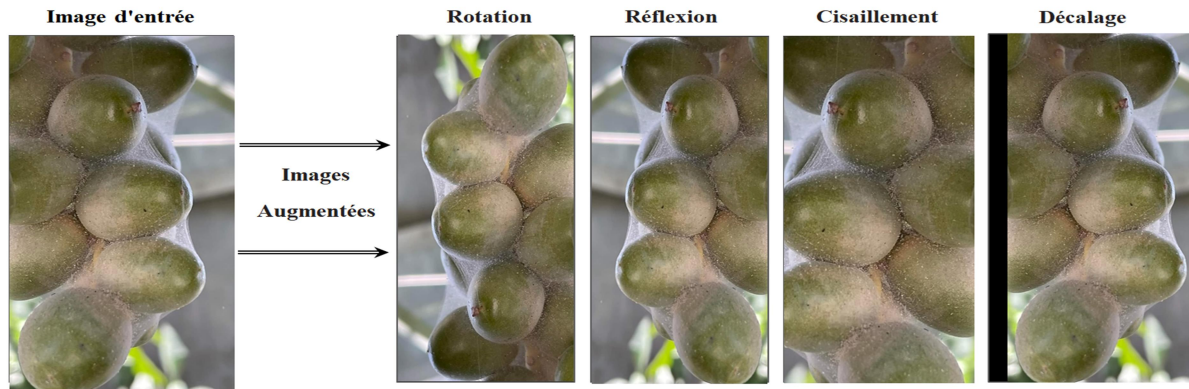


Figure II. 6 Représentation graphique du nombre d'images

II.5 Évaluation du modèle de classification

Pour garantir la précision des performances du modèle formé à l'aide du CNN, il est essentiel de procéder à diverses mesures pour évaluer le niveau de performances positives et l'efficacité des prédictions obtenues par la classification d'images basée sur des données spécifiques. Généralement, on utilise une matrice de confusion, également connue sous le nom de tableau de contingence. Cet outil de visualisation est utilisé dans les problèmes de classification en apprentissage automatique pour résumer les performances de l'algorithme.

II.5.1 Matrice de confusion et ses composants

La matrice de confusion présente le nombre de prédictions correctes et incorrectes pour chaque classe dans un tableau de dimension $N \times N$, où N représente le nombre total de classes cibles. En termes simples, elle permet d'évaluer les performances du modèle en comparant ses

prédictions avec les résultats réels. Pour mieux comprendre son fonctionnement, examinons-le plus en détail dans le tableau II.2 [95].

Tableau II. 2 Matrice de confusion 2 x 2

		VALEURS ACTUELLES	
		Positive	Negative
VALEURS PRÉVUES	Positive	VP	FP “ Erreur de type I ”
	Negativ	FN “ Erreur de type II ”	VN

Où:

- VP (vrai positif) : Nombre de cas positifs correctement prédits par le modèle qui correspondent à la classe réelle.
- VN (vrai négatif) : Nombre de cas négatifs correctement prédits par le modèle qui correspondent à la classe réelle.
- FP (faux positif) : Nombre de cas négatifs que le modèle a prédits à tort comme étant positifs. Cela représente une erreur dans la classification du modèle, connue sous le nom d'erreur de type I.
- FN (faux négatif) : Nombre de cas positifs que le modèle a prédits à tort comme étant négatifs. Cela représente une erreur dans la classification du modèle, connue sous le nom d'erreur de type II.

II.5.2 Mesures de performance du modèle à partir de la matrice de confusion

Il existe un ensemble de mesures dérivées de la matrice de confusion pour évaluer l'efficacité et la performance du modèle de classification utilisé pour détecter l'état des fruits du palmier dattier. Ces mesures comprennent cinq éléments principaux [96] :

1) Accuracy

Le pourcentage de prédictions correctes pour les cas classés par les données existantes est calculé sur toutes les valeurs prédites obtenues par le modèle. Cela peut être résumé à l'aide de l'équation suivante:

$$accuracy = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \quad (II.2)$$

2) Précision

La proportion de cas positifs correctement prédits par rapport au nombre total de prédictions positives effectuées par le modèle, qui mesure la précision des prédictions de vrais positifs, indique le nombre d'images dans lesquelles le modèle prédit l'apparition de la maladie. Cela peut être exprimé par l'équation suivante:

$$\text{Précision} = \frac{VP}{VP+FP} \quad (\text{II.3})$$

3) Rappel

La proportion de cas prédits comme vrais positifs par rapport au nombre total de vrais positifs et de faux négatifs, également appelée sensibilité, est une mesure de la performance du modèle. Cela permet de connaître le pourcentage d'images réellement infectées par la maladie que le modèle a correctement identifiées. Cela peut être exprimé par l'équation suivante:

$$\text{Rappel} = \frac{VP}{VP+} \quad (\text{II.4})$$

4) Spécificité

Connu sous le nom de taux de vrais négatifs, il est utilisé pour déterminer le pourcentage de cas négatifs que le modèle a correctement prédits parmi tous les négatifs réels. Cela est l'opposé de la sensibilité. Il est déterminé comme suit:

$$\text{Spécificité} = \frac{VN}{VN+} \quad (\text{II.5})$$

5) Score-F1

Il s'agit d'une mesure harmonique permettant d'évaluer les performances du modèle en matière de classification d'images. Elle combine précision et rappel en une seule valeur, calculée à l'aide de la formule suivante:

$$\text{score} - F1 = \frac{2 * \text{Rappel} * \text{Précision}}{\text{Rappel} + \text{Précision}} \quad (\text{II.6})$$

II.6 Approche suggérée pour la détection de la maladie

II.6.1 Présentation du réseau hybride DPMD-CNN

Dans cette section, nous expliquons l'architecture du réseau hybride DPMD-CNN proposée, qui combinant Alex Net et VGG16, pour traiter les données des fruits de palmier dattier et les classer en fonction de la maladie et de la santé. Pour entraîner les données d'images des fruits de palmier dattier, nous utilisons un modèle CNN pré-entraîné pour tirer parti de ses caractéristiques et obtenir des résultats de classification efficaces.

II.6.2 Fusion de VGG16 et Alex Net pour améliorer la performance du modèle

Nous avons combiné VGG16 et Alex Net pour créer un nouveau modèle, le DPMD-CNN, qui comprend un total de 23 couches. VGG16 se caractérise par une architecture de réseau convolutif profond composée d'une série de couches séquentielles, permettant d'extraire des caractéristiques précises, complexes et détaillées des images. Cependant, la profondeur significative de ce réseau entraîne un entraînement plus lent et des coûts computationnels plus élevés. En revanche, Alex Net présente une architecture moins complexe et plus légère par rapport à VGG16, ce qui permet un entraînement plus rapide sur les données tout en évitant les coûts computationnels élevés.

Ainsi, les deux réseaux sont hybridés pour développer un modèle capable d'améliorer les performances de classification en combinant la capacité de VGG16 à extraire des caractéristiques complexes avec la rapidité et l'efficacité d'AlexNet. Cette hybridation améliore les performances du modèle, permettant une meilleure précision, une réponse plus rapide et une efficacité accrue, ce qui aide à surmonter les limitations de chaque réseau individuellement.

Les trois dernières couches de chaque modèle ont été supprimées, puis les architectures VGG-16 et AlexNet ont été fusionnées en parallèle afin de former un modèle hybride. De plus, trois nouvelles couches ont été ajoutées : une couche fully connected layer, une couche Softmax et une couche de sortie.

AlexNet utilise des images de taille 227×227 pixels en entrée, tandis que VGG-16 utilise des images de taille 224×224 pixels. Afin d'assurer la compatibilité entre les deux réseaux, les images d'entrée ont été redimensionnées de manière appropriée, en adoptant une taille unifiée de 227×227 pixels pour la couche d'entrée lors de l'entraînement, comme illustré dans la figure II.7. Par ailleurs, les performances du modèle de classification ont été évaluées à l'aide de critères appropriés, puis comparées à celles des modèles VGG-16, AlexNet, ResNet-50, Xception et MobileNet-V2.

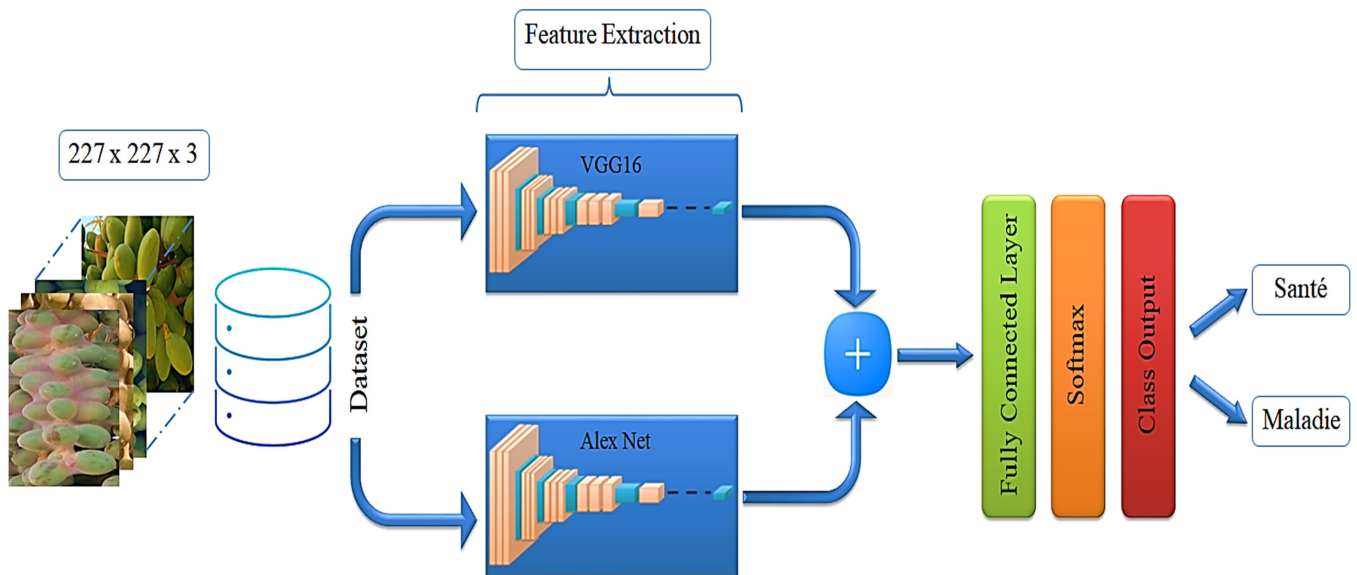


Figure II. 7 Structure du DPMD-CNN

II.6.3 Hyper-paramètres

Les valeurs des hyper paramètres sont déterminées avant le début du processus d'entraînement du réseau de neurones et sont essentielles pour construire un modèle robuste et efficace [97]. Ces hyper paramètres aident à contrôler le processus d'apprentissage et à définir les valeurs optimales qui ont un impact significatif sur la performance du réseau pendant l'entraînement. Les hyper paramètres incluent le taux d'apprentissage, le nombre d'époques nécessaires à l'entraînement, la taille du lot (en anglais, Batch size) qui détermine le nombre de données envoyées à chaque itération, ainsi que l'optimiseur utilisé.

De plus, les hyper paramètres incluent le nombre de couches et de neurones dans le réseau de neurones. Dans cette étude, nous avons attribué des valeurs aux hyper paramètres pour entraîner le réseau sur un jeu de données composé d'images de fruits de palmier dattier sains et malades. L'entraînement a été effectué sur 20 époques en utilisant l'optimiseur SGD, avec un taux d'apprentissage (Learning rate) de 0.00005. Chaque époque se compose de 44 itérations, comme détaillé dans le tableau.II.3.

Tableau II. 3 Hyper-paramètres CNN

Hyper-paramètres	Valeurs
Taux d'apprentissage	0.00005
Epoques	20
Taille du lot	32
Optimiseur	SGD

II.7 Expérimental et mise en œuvre

Cette section présente l'équipement et le matériel utilisés pour réaliser l'expérience de détection de la maladie à l'aide de l'ensemble de données disponibles.

II.7.1 Dispositif expérimental

Afin de déterminer les maladies des fruits du palmier dattier, des expérimentations ont été menées en utilisant une mise en œuvre d'apprentissage par transfert pré-entraîné de type CNN sur un jeu de données constitué d'images classées en deux catégories. Les caractéristiques des images sont extraites et entraînées sur le réseau pour obtenir une détection optimale. Par conséquent, la configuration expérimentale inclut l'utilisation du logiciel MATLAB 2022b et les spécifications matérielles suivantes : un processeur Intel i7-6820HQ à 2,70 GHz et 24 Go de RAM.

II.7.2 Entraînement et test

Les images des fruits de palmier dattier ont été entraînées sur six architectures CNN : AlexNet, VGG-16, ResNet-50, Xception, MobileNet-V2, et DPMD-CNN. L'objectif principal était d'évaluer l'efficacité du modèle proposé par rapport à ces architectures en termes de précision de classification.

La base de données de cette étude a été organisée selon une stratégie de partitionnement aléatoire et équilibré. Dans un premier temps, l'ensemble des images a été importé à l'aide de la fonction `imageDatastore` sous MATLAB, en attribuant automatiquement les étiquettes à partir des noms des dossiers.

Ensuite, les images des fruits du palmier ont été divisées en deux ensembles principaux à l'aide de la fonction `splitEachLabel`, avec 80 % des images destinées à l'entraînement (1432 images) et 20 % au test des performances (358 images), comme illustré dans la figure. II. 8, tout en maintenant l'équilibre entre les classes au sein de chaque ensemble. Cette division a été réalisée de manière aléatoire (randomized) afin d'éviter tout biais lié à l'ordre des données.

Plusieurs mesures de performance ont été utilisées pour évaluer les modèles, notamment : Accuracy, le rappel (Recall), la précision, et la mesure F1. Les résultats ont montré que toutes les architectures ont bien performé dans la reconnaissance des images, mais le modèle proposé a surpassé les autres sur toutes ces mesures, ce qui démontre sa grande efficacité dans le traitement de ce jeu de données.

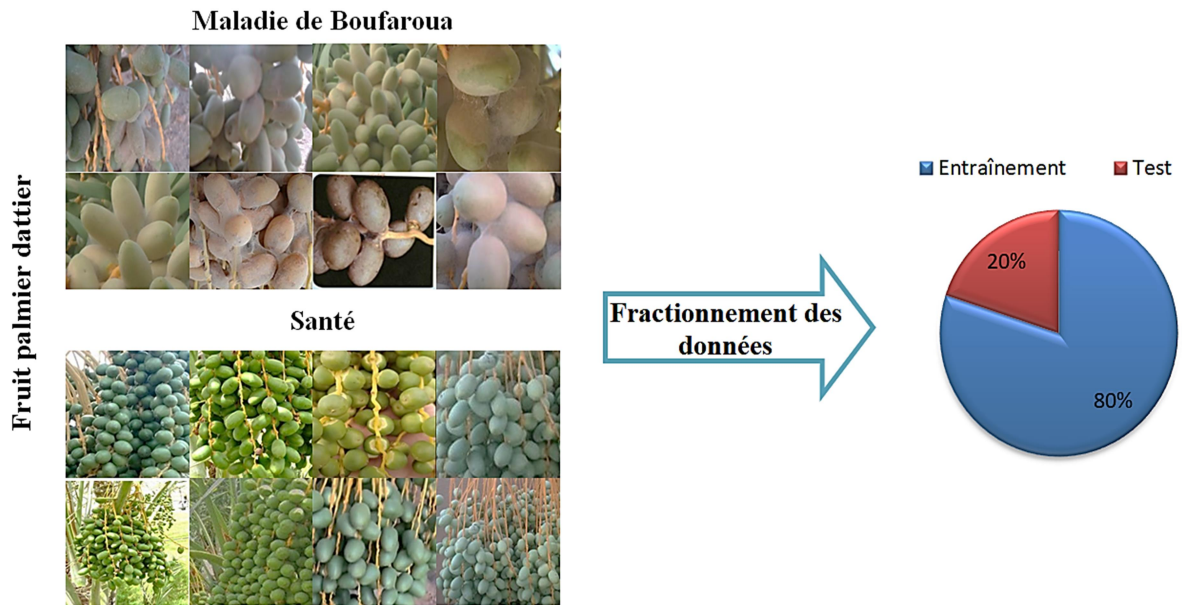


Figure II. 8 Préparation du jeu de données

II.7.3 Résultats et discussion

La matrice de confusion constitue un outil d'évaluation fondamental dans les problèmes de classification, utilisé pour comparer les valeurs réelles avec les valeurs prédites par le modèle. La figure II.9 présente les résultats de la classification des images de fruits de palmier durant la phase de test, portant sur un ensemble de 358 images.

Cette matrice est composée de lignes et de colonnes représentant respectivement les classes réelles et les classes prédites. Elle comprend deux classes principales : fruits infectés et fruits sains. Les valeurs situées sur la diagonale principale représentent les cas correctement classifiés, tandis que les valeurs hors diagonale correspondent aux erreurs de classification. Les couleurs vertes indiquent les classifications correctes, alors que les couleurs rouges représentent les erreurs de classification.

Les résultats montrent que le modèle a obtenu de bonnes performances dans la distinction entre les deux classes, les valeurs diagonales reflétant un taux élevé de classification correcte, ce qui démontre l'efficacité du modèle proposé dans le processus de détection des maladies des fruits du palmier.

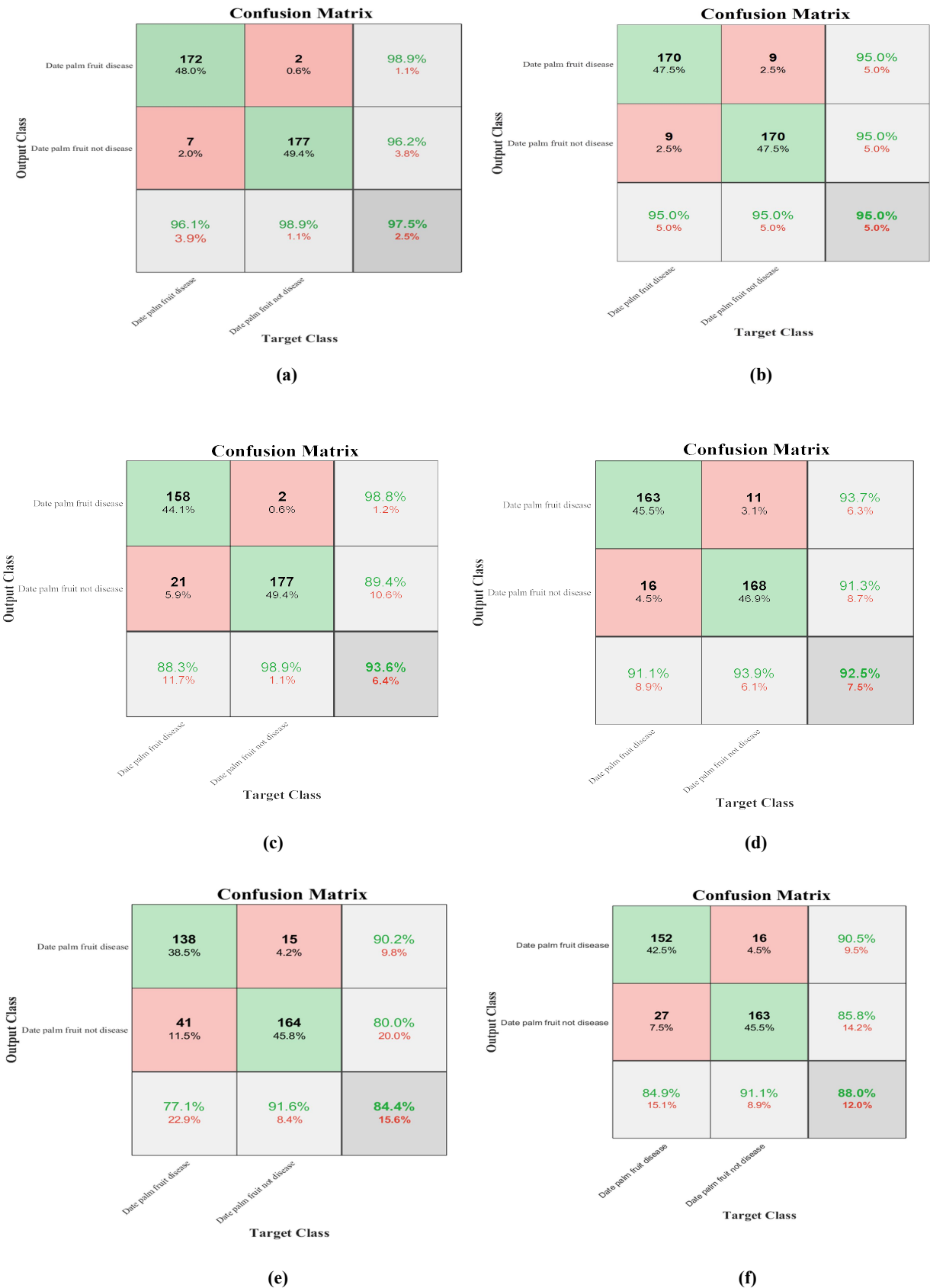


Figure II. 9 Matrices de confusion correspondant aux six architectures CNN. (a) Proposed DPMD-CNN, (b) VGG-16, (c) Alex Net, (d) ResNet-50, (e) Xception, and (f) MobileNet-V2

Il est évident que le modèle DPMD-CNN proposé a tiré parti des atouts du réseau VGG16 pour extraire des caractéristiques fines des images, grâce à ses couches profondes, tout en obtenant une précision de classification remarquable grâce aux caractéristiques du réseau AlexNet. Le modèle a démontré des performances supérieures dans la classification des images de fruits malades par rapport aux autres modèles, classant avec précision 172 images de fruits malades avec une précision de 48% et 177 images de fruits sains avec une précision de 49.4%, sur un total de 358 images.

Dans la première ligne et la deuxième colonne, les valeurs représentant les prédictions incorrectes des fruits malades classés comme sains sont affichées, tandis que dans la deuxième ligne et la première colonne, les valeurs des classifications incorrectes des fruits sains classés comme malades sont indiquées. Dans la troisième ligne et la première colonne, les pourcentages des prédictions correctes et incorrectes pour le nombre total d'images dans cette colonne sont donnés, où le modèle proposé a obtenu 98.9% de prédictions correctes et 1.1% de prédictions incorrectes sur 174 images.

Dans la deuxième ligne et la deuxième colonne, le pourcentage de classifications correctes pour les fruits sains était de 96.2%, avec 3.8% de classifications incorrectes. Enfin, dans la troisième ligne et la troisième colonne, la précision globale des prédictions est indiquée, avec 97.5% de prédictions correctes et 2.5% de prédictions incorrectes.

Les mesures de performance sont présentées dans le tableau. II. 4 pour évaluer la classification du modèle proposé par rapport à d'autres modèles de réseaux. Ces mesures, calculées à partir de la matrice de confusion, montrent la supériorité du réseau DPMD-CNN, qui a atteint une efficacité élevée avec une précision de classification de 97,49%, représentant le pourcentage d'images correctement classées sans erreur.

Le modèle a également montré une grande précision dans l'identification des Vrais Positifs et Vrais Négatifs, par rapport aux images incorrectement classées en tant que Faux Positifs ou Faux Négatifs, ce qui est évident à partir des valeurs élevées des mesures de Rappel (0.9888) et du score F1 (0.9752).

Tableau II. 4 Mesures de performance pour l'évaluation des modèles de classification

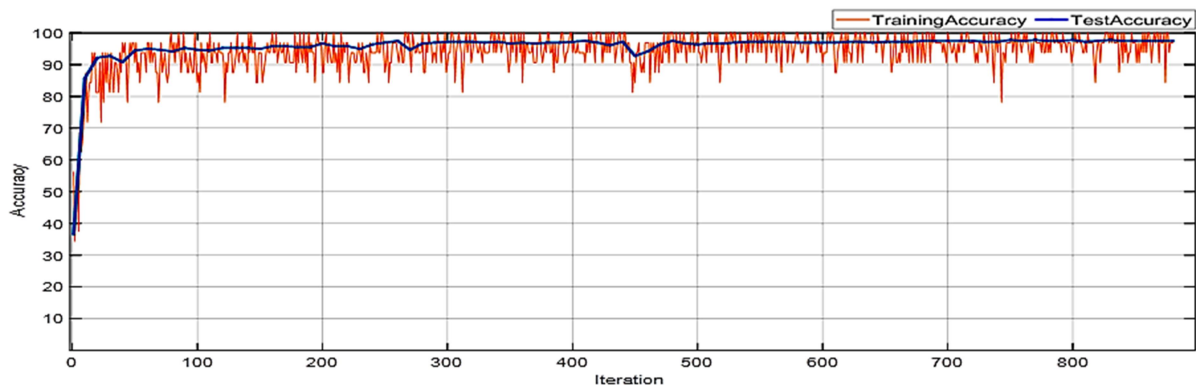
model	Accuracy (%)	Précision	Rappel	Spécificité	Score-F1
Alex Net	93.58	0.8939	0.9888	0.8827	0.9390
VGG-16	94.97	0.9497	0.9497	0.9497	0.9497
Res Net-50	92.46	0.9130	0.9385	0.9106	0.9256
Xception	84.36	0.8000	0.9162	0.7709	0.8542
Mobile Net-V2	87.99	0.8579	0.9106	0.8492	0.8835
DPMD-CNN	97.49	0.9620	0.9888	0.9609	0.9752

De plus, le modèle proposé a surpassé cinq autres architectures de réseaux, malgré des performances proches. Le réseau AlexNet a atteint une précision de classification de 93.58%, tandis que VGG-16 a obtenu 94.97%. ResNet-50 a enregistré une précision de 92.46%, MobileNet-V2 a atteint 87.99%, et Xception a obtenu la précision de classification la plus faible, à 84.36%.

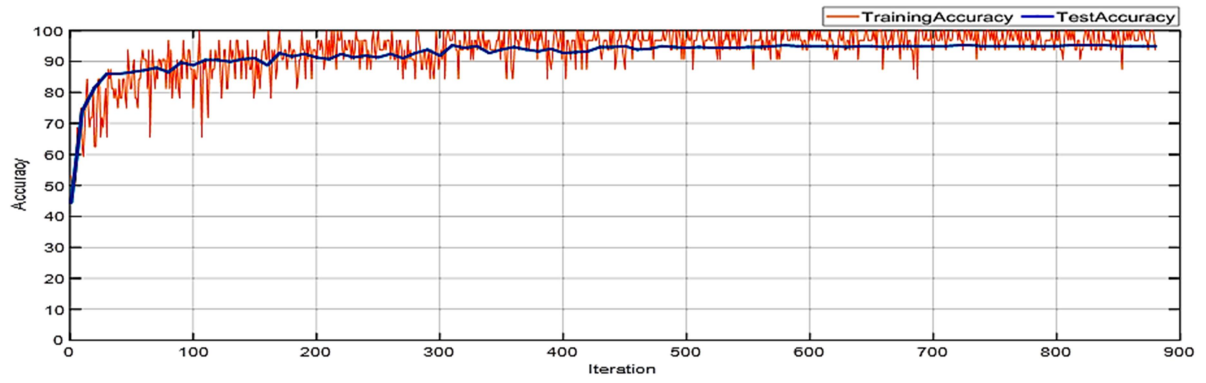
Sur la base des valeurs des mesures de performance, il est clair que VGG-16 surpasse légèrement AlexNet, cette supériorité étant attribuée à la différence dans le nombre de couches convolutionnelles. La combinaison des deux réseaux dans le modèle hybride a considérablement amélioré l'extraction des caractéristiques des images, permettant ainsi d'obtenir une précision de classification plus élevée pour les fruits de palmier dattier grâce aux couches convolutionnelles plus profondes.

Dans la figure. II. 10, la courbe illustre la relation entre la précision d'apprentissage et la précision de test au fil des itérations pour le modèle DPMD-CNN proposé et les cinq autres modèles utilisés à des fins de comparaison. On observe que toutes les courbes suivent une tendance à la hausse, atteignant un point final à 880 itérations, avec quelques fluctuations des valeurs durant le processus d'apprentissage. Le problème de surajustement a été résolu en s'assurant que la précision de test suivait la même tendance que la précision d'apprentissage, ce qui indique que les modèles entraînés sur les données de fruits de palmier dattier ont fonctionné efficacement.

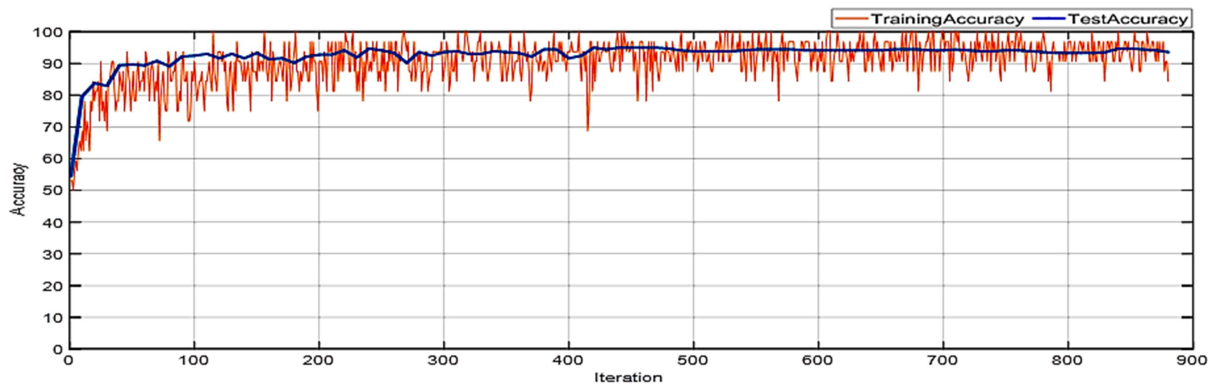
Le modèle proposé a clairement surpassé les autres modèles. Il a été spécifiquement conçu pour améliorer l'extraction des caractéristiques profondes à partir des images, ce qui a contribué à augmenter globalement la précision de la classification. Ces résultats démontrent l'efficacité du modèle dans la gestion des complexités des données des fruits de palmier dattier et sa stabilité sur un grand nombre d'époques.



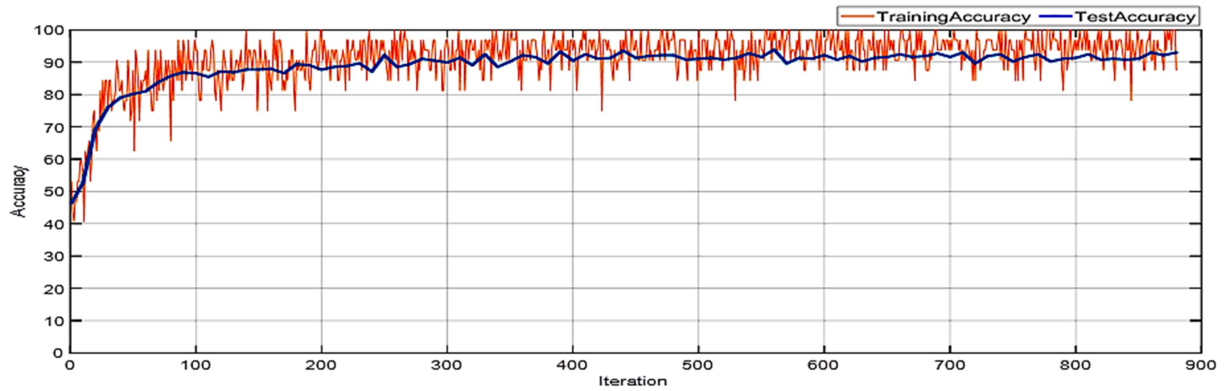
(a)



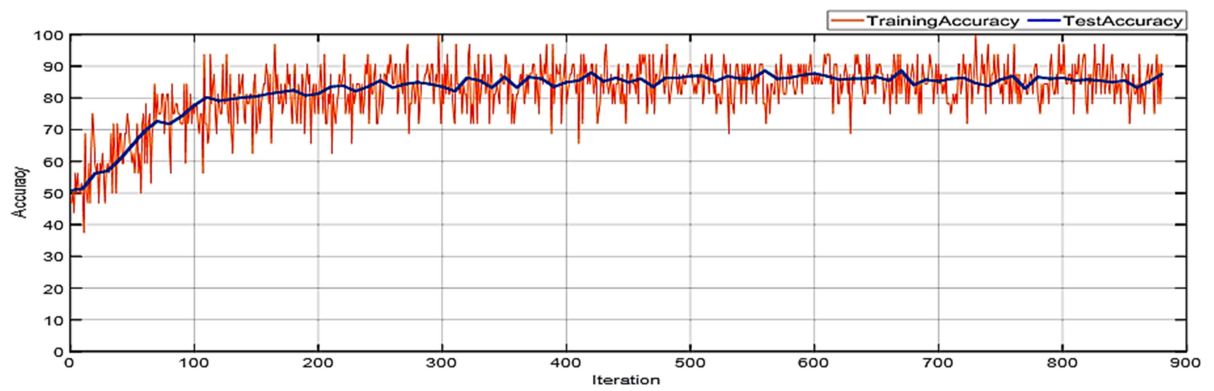
(b)



(c)



(d)



(e)

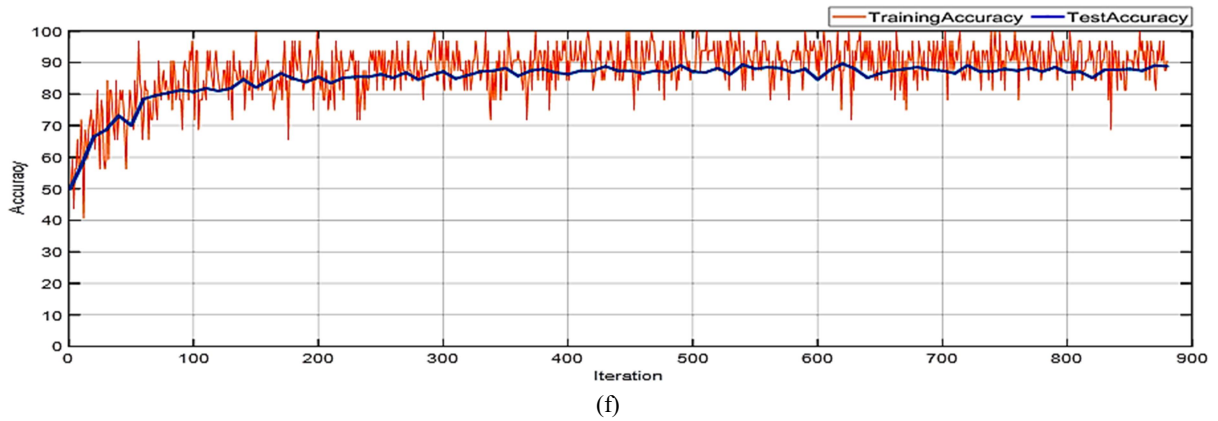
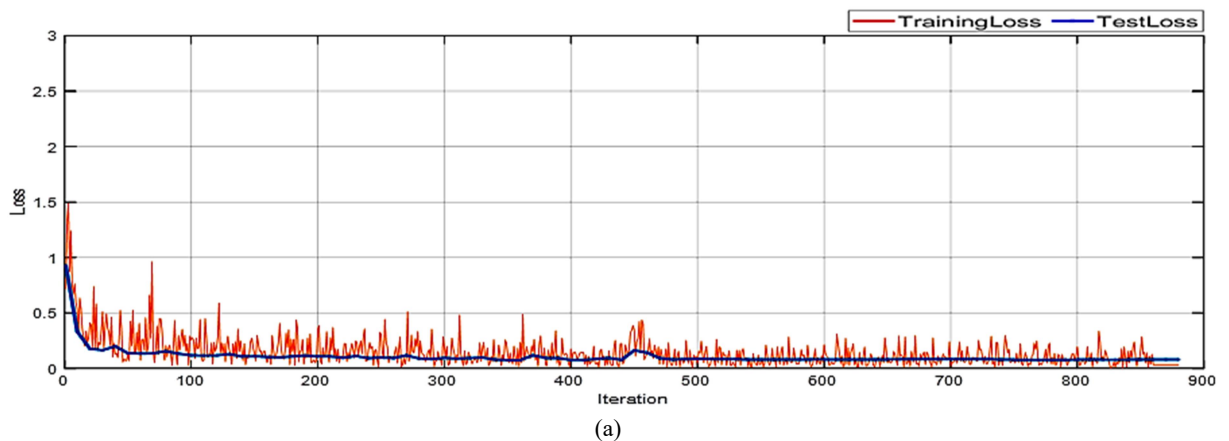
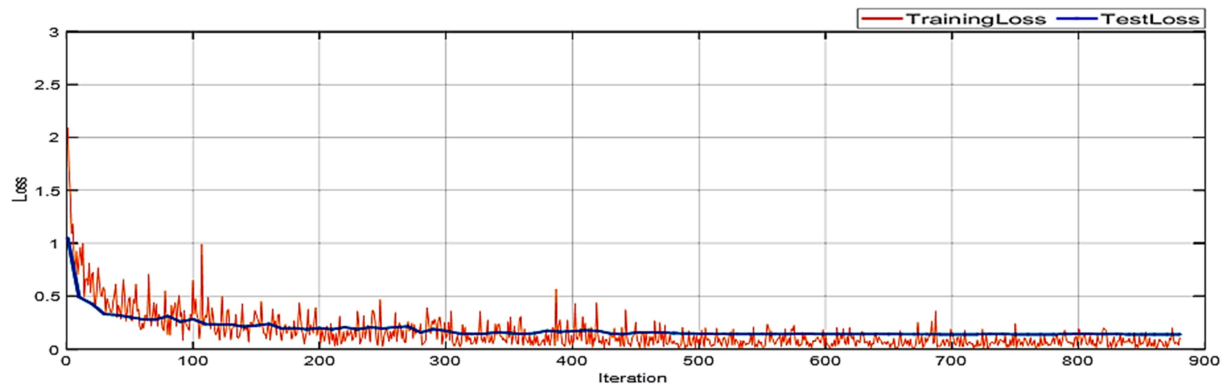


Figure II. 10 Résultats de la précision d'entraînement et de test au cours des itérations. (a) DPMD-CNN proposé, (b) VGG-16, (c) Alex Net, (d) ResNet-50, (e) Xception et (f) MobileNet-V2

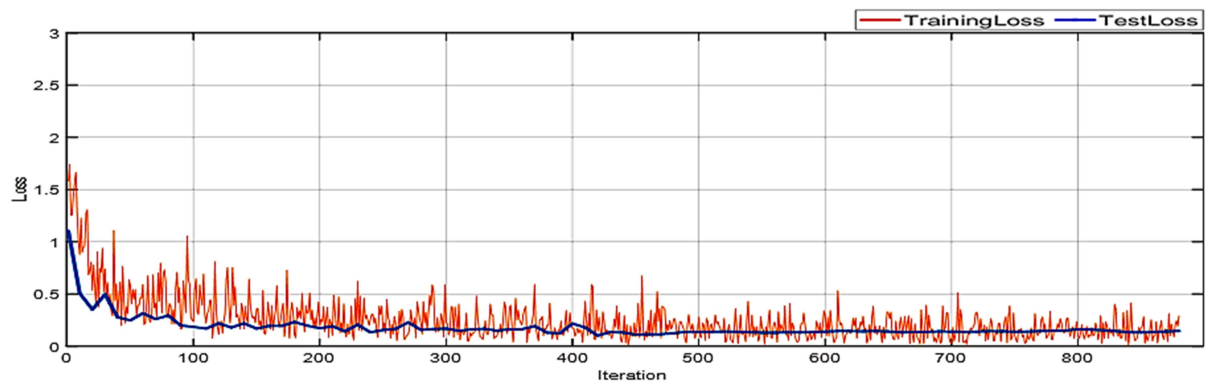
La figure. II.11 montre la relation entre la courbe de perte d'apprentissage et la courbe de perte de test sur 20 époques pour les modèles entraînés sur des données d'images de fruits de palmier dattier. Une nette diminution des valeurs des courbes de perte d'apprentissage et de test peut être observée, celles-ci suivant la même tendance jusqu'à atteindre la fin à 880 itérations, avec quelques variations dans la courbe de perte d'apprentissage pour tous les modèles.

La diminution continue de la courbe de perte du modèle DPMD-CNN proposé vers zéro indique que le modèle est efficace pour classer les images de fruits de palmier dattier, sans problèmes de surajustement ou de sous-ajustement. De plus, les performances équilibrées du modèle proposé démontrent sa capacité à bien généraliser lors du traitement de nouvelles données sur lesquelles il n'a pas été formé, améliorant ainsi sa fiabilité et son efficacité dans les tâches liées à la classification de l'acarien pathogène *Oligonychus afrasiaticus* affectant les fruits du palmier dattier. Il s'agit d'une indication claire de l'adéquation et de la stabilité du modèle proposé pendant le processus de formation et de test.

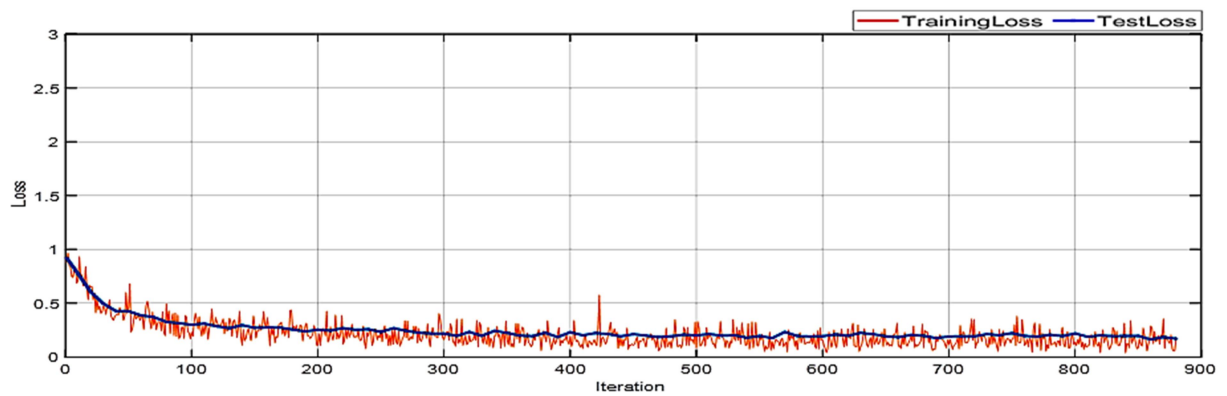




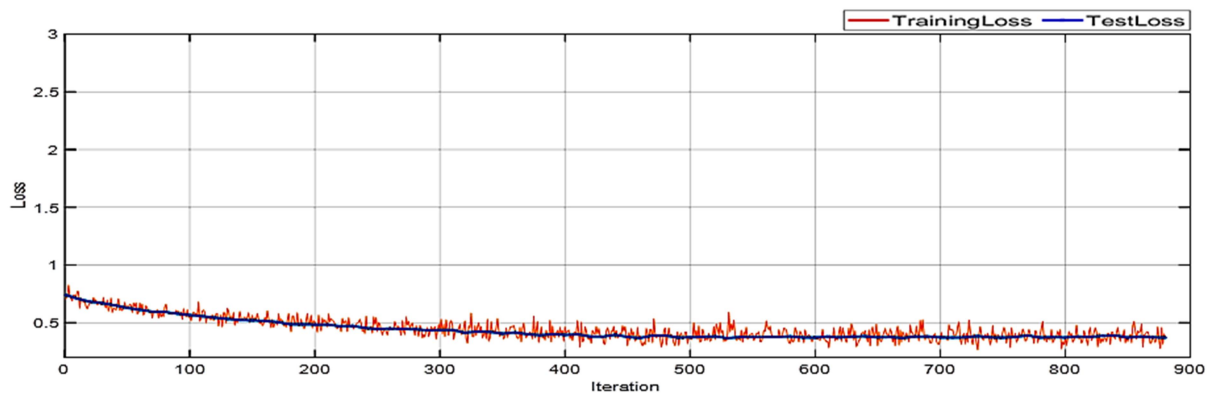
(b)



(c)



(d)



(e)

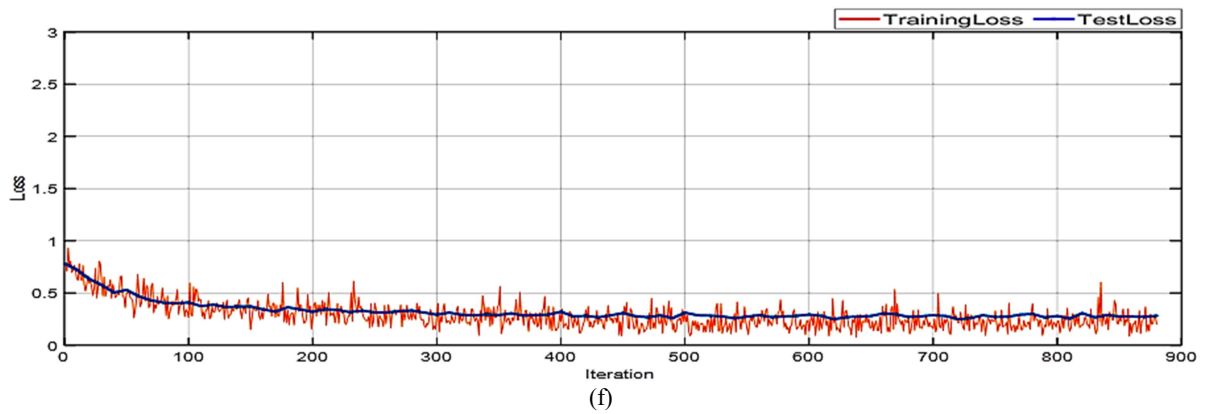


Figure II. 11 Évolution de la perte d'entraînement et de test au cours des itérations. (a) DPMD-CNN proposé, (b) VGG-16, (c) Alex Net, (d) ResNet-50, (e) Xception et (f) MobileNet-V2

II.8 Conclusion

La technologie des CNN basée sur l'apprentissage profond a montré une grande efficacité dans le diagnostic des maladies des palmiers dattier causées par l'acarien *Oligonychus afrasiaticus*, connu sous le nom de Boufaroua. Dans ce chapitre, un nouveau modèle hybride de réseau neuronal appelé DPMD-CNN est proposé, combinant les fonctionnalités des réseaux AlexNet et VGG-16 pré-entraînés pour l'extraction des caractéristiques d'image et l'amélioration de la précision de la classification grâce à ses couches convolutionnelles profondes. Ce modèle vise à contribuer à la détection efficace de maladie et à la classification des fruits du palmier dattier. Le modèle proposé a été entraîné sur un ensemble de données classé en deux catégories : les fruits infestés par les acariens et les fruits sains. Les résultats obtenus avec MATLAB ont montré que le modèle proposé surpassait cinq autres modèles de réseaux, tels qu'Alex Net, VGG-16, ResNet-50, Xception et MobileNet-V2, avec une accuracy de classification de 97,49 % et un score F1 de 97,52 %.

Dans le chapitre suivant, nous aborderons une technologie moderne visant à aider les agriculteurs à détecter la maladie des fruits du palmier dattier, en utilisant une caméra montée sur un quadrirotor.



MODÉLISATION DU QUADRIROTOR

Contenu

III.1 Introduction.....	53
III.2 Concept fondamental du quadrirotor	53
III.3 Six degrés de liberté	54
III.4 Mouvement	54
III.4.1 Mouvement vertical (Throttle)	55
III.4.2 Mouvement horizontale.....	55
III.4.2.1 Mouvement roulis (Roll)	55
III.4.2.2 Mouvement tangage (Pitch)	55
III.4.3 Mouvement de lacet (Yaw).....	56
III.5 Angles de Newton-Euler	57
III.5.1 Coordonnées sélectionnées	57
III.5.2 Matrice de rotation	57
III.6 Moments d'inertie	58
III.7 Vitesse de quadrirotor	58
III.7.1 Vitesses angulaires	58
III.7.2 Vitesses linéaires	59
III.8 Modèle mathématique du quadrirotor	59

III.8.1 Hypothèses du modèle	59
III.8.2 Forces et moments agissant.....	59
III.8.2.1 Forces	59
III.8.2.1.1 Forces internes	59
III.8.2.1.2 Forces externes	60
III.8.2.2 Couple et moment	60
III.8.2.2.1 Couple	60
III.8.2.2.2 Moment	60
III.8.3 Équations de mouvement	61
III.8.3.1 Translation	61
III.8.3.2 Rotation.....	62
III.8.4 Modélisation du système de contrôle	62
III.8.5 Modèle mathématique complet.....	63
III.9 Représentation de l'espace d'état	64
III.10 Dynamique des rotors.....	65
III.11 Stratégies de commande des quadrirotors	68
III.11.1 Commande linéaire.....	68
III.11.1.1 Contrôle PID	68
III.11.1.2 Régulateurs linéaires-quadratiques (LQR)	69
III.11.2 Commande non linéaire	69
III.11.2.1 Backstepping	69
III.11.2.2 Mode glissant.....	70
III.11.2.3 Linéarisation par rétroaction	70
III.11.3 Commande basée sur optimisation et l'intelligence artificielle.....	71
III.12 Conclusion	72

III.1 Introduction

Le quadrirotor est couramment utilisé dans diverses applications et constitue un outil important de progrès technologique en raison de sa capacité à être contrôlé manuellement via des manettes de commande. Cependant, il est confronté à des défis en matière de contrôle automatisé et de maintien de la stabilité pendant le vol, ce qui souligne la nécessité de poursuivre les recherches en modélisation et en conception mathématiques.

Ce chapitre vise à réaliser une modélisation dynamique précise du quadrirotor, à la fois théoriquement et pratiquement. Elle aborde le processus complet de modélisation mathématique du quadrirotor, qui implique des couplages forts entre divers phénomènes physiques, nécessitant une étude mécanique approfondie et l'application de toutes les forces physiques.

Il fournit une description détaillée de la modélisation mathématique du quadrirotor, en se concentrant sur les lois de Newton-Euler à six degrés de liberté pour analyser les mouvements de translation et de rotation.

III.2 Concept fondamental du quadrirotor

Le quadrirotor est un robot volant qui peut opérer dans un espace limité ou illimité, et fonctionne sans pilote. Il est caractérisé par une structure équipée de quatre moteurs de type courant continu sans balais (BLDC), sur lesquels des hélices sont fixées aux extrémités du cadre extérieur de manière uniforme et équidistante par rapport au centre de gravité, comme l'illustre la figure III. 1.

Avant de définir le modèle mathématique du quadrirotor, il est nécessaire de comprendre son principe de fonctionnement, ses mouvements, ainsi que toutes les forces qui agissent sur lui. Le mouvement de vol est le résultat des forces dynamiques aérodynamiques générées par les hélices et des moments de rotation autour du centre de gravité. En outre, les mouvements de translation et de rotation sont régulés par l'augmentation ou la réduction de la vitesse de rotation des moteurs, chaque paire de moteurs opposés diagonalement tournant dans la même direction.

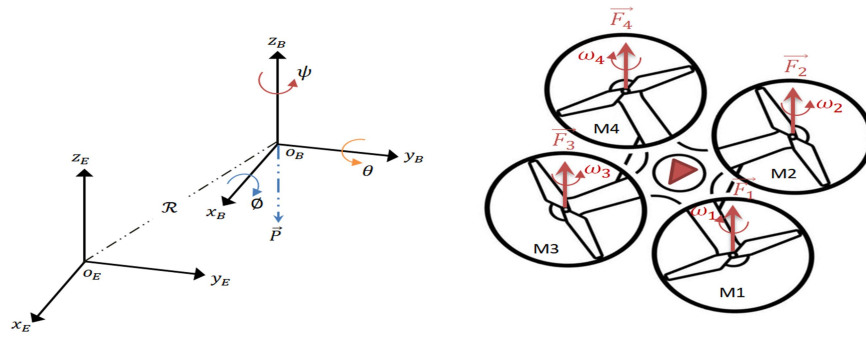


Figure III. 1 La structure dynamique du quadrirotor

III.3 Six degrés de liberté

Le concept de 6-DOF est essentiel pour comprendre et optimiser la dynamique et le contrôle des quadrirotors [98]. Il permet de développer des algorithmes de contrôle et des trajectoires de vol précis, améliorant ainsi les performances, la stabilité et la sécurité des drones. Le 6-DOF est crucial pour des technologies avancées telles que la navigation autonome, l'évitement d'obstacles et les inspections aériennes. Il implique un mouvement selon trois axes de rotation (tangage, roulis, lacet) et trois axes de translation (x, y, z), permettant une plus grande maniabilité dans des environnements complexes. Comprendre le 6-DOF libère tout le potentiel des drones dans divers domaines, notamment la recherche et le sauvetage, la surveillance environnementale, et bien plus encore.

III.4 Mouvement

Le quadrirotor est défini par 6-DOF dans l'espace : 03 pour la position (x, y, z) et 03 pour l'attitude (ϕ, θ et ψ) [98], qui correspondent aux angles d'Euler. Selon les lois physiques de l'aviation, la poussée des hélices doit être égale au double de leur poids, ce qui lui permet de voler dans les airs, indépendamment de son poids.

Les hélices ne tournent pas tous dans le même sens de rotation, car s'ils tournaient tous dans la même direction, le couple des moteurs les ferait pivoter tout autour et provoquerait un déséquilibre.

Pour permettre au quadrirotor de voler, chaque paire de ventilateurs doit être disposée en diagonale, tournant dans le même sens horaire, tandis que l'autre paire tourne dans le sens antihoraire. Cela annule le couple résultant, créant ainsi une poussée qui favorise le vol et la stabilité du quadrirotor.

III.4.1 Mouvement vertical (Throttle)

Le déplacement du quadrirotor se fait vers le haut (take-off) ou vers le bas (landing) selon l'axe (z) représenté sur la figure III. 2. Cela est réalisé en ajustant la vitesse de rotation des moteurs, ce qui entraîne le mouvement. Si la poussée des hélices est supérieure à la force gravitationnelle et au poids [99], le mouvement est dirigé vers le haut.

Lorsque le quadrirotor pousse l'air vers le bas, cela entraîne une poussée ascendante des ventilateurs. En revanche, si la vitesse des moteurs diminue, la force de poussée est réduite, ce qui provoque un mouvement vers le bas.

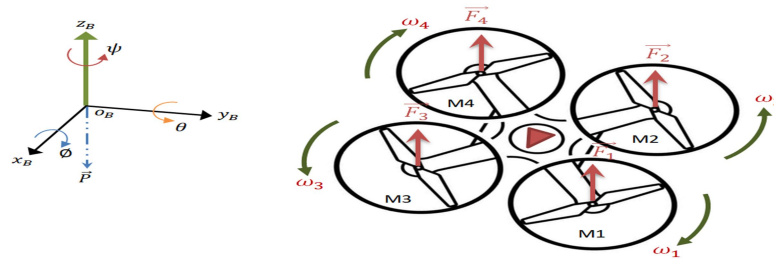


Figure III. 2 Mouvement vertical

III.4.2 Mouvement horizontal

Pour que le quadrotor se déplace horizontalement selon les axes (x, y), la puissance des deux moteurs est augmentée simultanément tandis que la vitesse des deux autres moteurs diminue.

III.4.2.1 Mouvement roulis (Roll)

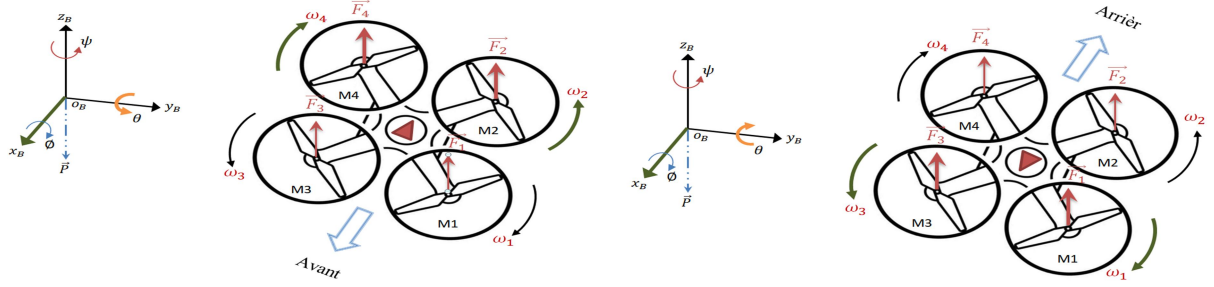
Il est incliné d'un angle de roulis (ϕ) autour de l'axe x pour se déplacer le long de l'axe y vers la droite (roulis positif) ou vers la gauche (roulis négatif). La vitesse des deux moteurs du même côté, droit ou gauche, est augmentée tandis que celle de l'autre côté est réduite.

Exemple : Augmentez la vitesse des deux moteurs de gauche (M3 et M4) et diminuez (M1 et M2), Le quadrotor se déplace vers la droite.

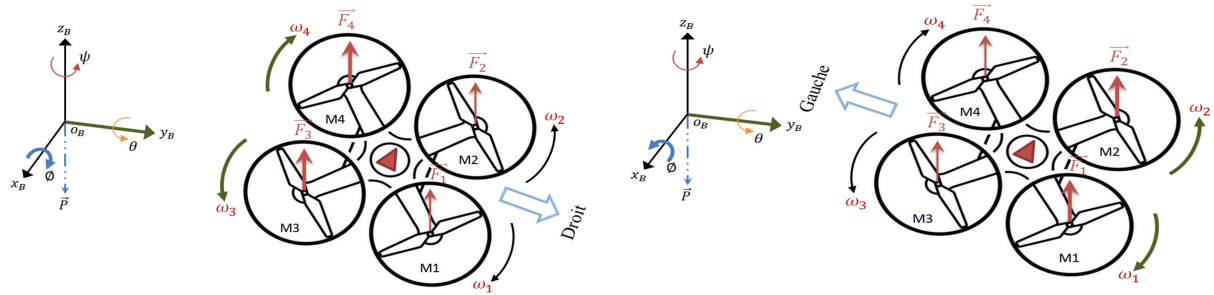
III.4.2.2 Mouvement tangage (Pitch)

Quand on le déplace selon l'axe (x) vers l'avant (tangage négatif) ou l'arrière (tangage positif) avec un angle d'inclinaison (θ), comme l'illustre la figure III. 3. Nous augmentons la vitesse des deux moteurs du même côté, avant ou arrière, et diminuons celle des deux autres moteurs.

Exemple : Augmentez la vitesse des deux moteurs (M2 et M4) et diminuez (M1 et M3), Le quadrirotor se déplace vers la avant.



a) Mouvement sur l'axe x (pitch)



b) Mouvement sur l'axe y (roll)

Figure III. 3 Mouvement horizontale

III.4.3 Mouvement de lacet (Yaw)

Pour obtenir le mouvement de lacet, nous appliquons un couple autour de l'axe (z) avec un angle de rotation (ψ), comme l'illustre la figure III. 4. Cela se fait en appliquant une différence de vitesse entre les rotors ou en augmentant la poussée d'une paire de deux moteurs diagonaux, puis en réduisant la vitesse de la deuxième paire de ventilateurs.

Exemple : Augmentez la vitesse des deux moteurs (M1 et M4), et réduisez la vitesse de rotation des moteurs (M2 et M3). Le quadrirotor se déplace dans le sens horaire (lacet négatif). Quand, augmentez la vitesse des deux moteurs (M2 et M3), et réduisez la vitesse de rotation des moteurs (M1 et M4). Le quadrirotor se déplace dans le sens antihoraire (lacet positif).

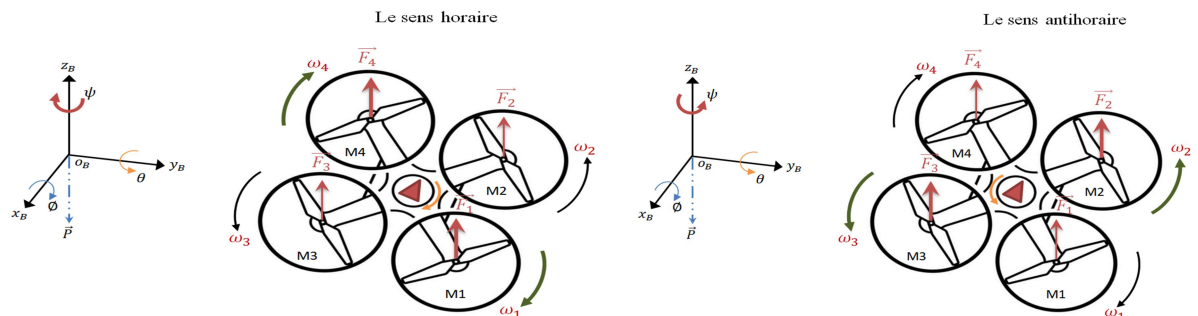


Figure III. 4 Mouvement de lacet

III.5 Angles de Newton-Euler

La structure du modèle de quadrirotor est fondée sur les principes des lois de Newton-Euler, appliquées à un corps rigide possédant six degrés de liberté. Le centre de masse du quadrirotor se déplace selon les axes (x, y, z) dans un système de référence inertiel, et effectue trois rotations (ϕ, θ, ψ) autour des axes (x, y, z) respectivement. Ces trois rotations sont décrites par des angles connus sous le nom d'angles d'Euler.

III.5.1 Coordonnées sélectionnées

Lorsqu'on étudie la physique du mouvement du quadrirotor dans l'espace, il est nécessaire de définir un référentiel inertiel attaché à la Terre, qui forme un référentiel galiléen $R_E = \{O_E, x_E, y_E, z_E\}$, ainsi qu'un référentiel local fixé au corps dont le centre de gravité est relatif au quadrirotor $R_B = \{O_B, x_B, y_B, z_B\}$. Cette approche permet de déterminer avec précision les coordonnées de positionnement et la direction prise lors des déplacements le long d'une trajectoire.

III.5.2 Matrice de rotation

Le sens de rotation du quadrirotor entre le repère fixe inertiel R_E et le repère mobile du centre de masse R_B est représenté par la matrice de transformation $(\mathcal{R})$ des trois angles de Newton-Euler (ϕ, θ, ψ) .

$$\mathcal{R}_X(\phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & C\phi & -S\phi \\ 0 & S\phi & C\phi \end{bmatrix}, \quad \mathcal{R}_Y(\theta) = \begin{bmatrix} C\theta & 0 & S\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -S\theta & 0 & C\theta \end{bmatrix}, \quad \mathcal{R}_Z(\psi) = \begin{bmatrix} C\psi & -S\psi & 0 \\ S\psi & C\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{III.1})$$

La notation utilisée exprime : $C = \cos(\cdot)$ et $S = \sin(\cdot)$. Où ϕ est l'angle de rotation en roulis autour de l'axe longitudinal x_B , θ est l'angle de rotation en tangage autour de l'axe transversal y_B , et ψ est l'angle de rotation en lacet autour de l'axe vertical z_B .

Nous supposons les limites des trois angles $\left(-\frac{\pi}{2} < \phi < \frac{\pi}{2}\right)$, $\left(-\frac{\pi}{2} < \theta < \frac{\pi}{2}\right)$, et $(\pi < \psi < \pi)$.

Les trois matrices sont multipliées pour obtenir une seule matrice $\mathcal{R} \in \mathbb{R}^3$ utilisée pour convertir le repère inertiel R_E en repère de corps R_B .

$$\mathcal{R} = \mathcal{R}_X(\phi) * \mathcal{R}_Y(\theta) * \mathcal{R}_Z(\psi)$$

$$\mathcal{R} = \begin{bmatrix} C\theta C\psi & C\psi S\theta S\phi - S\psi C\phi & C\psi S\theta C\phi + S\psi S\phi \\ C\theta S\psi & S\psi S\theta S\phi + C\psi C\phi & S\psi S\theta C\phi - C\psi S\phi \\ -S\theta & S\phi C\theta & C\phi C\theta \end{bmatrix} \quad (\text{III.2})$$

III.6 Moments d'inertie

La matrice d'inertie du quadrirotor est représentée sous forme d'une matrice diagonale en raison de la symétrie du corps autour de son centre de gravité et de ses axes principaux.

$$J = \begin{bmatrix} I_x & 0 & 0 \\ 0 & I_y & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix} \quad (\text{III.3})$$

Avec (I_x, I_y, I_z) représentent les moments d'inertie autour des axes principaux du corps (x, y, z) , respectivement.

III.7 Vitesse de quadrirotor

III.7.1 Vitesses angulaires

La vitesse angulaire dans référentiel inertiel R_E est exprimée par $\dot{\Psi} = [\dot{\phi} \ \dot{\theta} \ \dot{\psi}]^T$, où $\dot{\Psi}$ représente la dérivée des angles d'Euler. Dans la référence fixe R_B , il est représentée par $\Phi = [p \ q \ r]^T$. Pour convertir les vitesses angulaires du référentiel inertiel R_E au référentiel du quadrirotor R_B , il est nécessaire d'utiliser la matrice de transformation $\mathcal{H}$, comme dérivé dans l'équation correspondante.

$$\Phi = \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + \mathcal{R}_X(\phi) \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \\ 0 \end{bmatrix} + \mathcal{R}_X(\phi) \mathcal{R}_Y(\theta) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (\text{III.4})$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -S\theta \\ 0 & C\phi & C\theta S\phi \\ 0 & -S\phi & C\theta C\phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \Rightarrow \Phi = \mathcal{H} \dot{\Psi} \quad (\text{III.5})$$

En supposant que le quadrirotor effectue une petite rotation, nous pouvons approximer les angles ϕ et θ à de petites valeurs, qui peuvent alors s'exprimer comme suit :

$$\begin{cases} C\phi = C\theta = 1 \\ S\phi = S\theta = 0 \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

Donc l'équation (IV.5) devient :

$$\begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} \quad (\text{III.7})$$

III.7.2 Vitesses linéaires

L'équation de les vitesses linéaire $V_E = [\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T$ dans le référentiel inertiel fixe est exprimée en fonction des vitesses linéaire dans le référentiel mobile $V_B = [u \ v \ w]^T$ du quadrirotor par :

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \mathcal{R} \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (\text{III.8})$$

III.8 Modèle mathématique du quadrirotor

III.8.1 Hypothèses du modèle

Pour modéliser le quadrirotor, plusieurs hypothèses sont formulées afin de simplifier l'étude :

- a) La structure du quadrirotor est solide.
- b) Les quatre hélices ont les mêmes caractéristiques physiques et sont d'une structure solide pour éviter les effets de distorsions lors de la rotation, ce qui facilite le processus de levage et de propulsion.
- c) La portance et la force de poussée sont égales au carré de la vitesse angulaire des hélices.
- d) Lors du pilotage du quadrirotor, seule la vitesse des quatre hélices est utilisée pour contrôler ses mouvements.

III.8.2 Forces et moments agissant

III.8.2.1 Forces

Les forces qui affectent le corps sont :

III.8.2.1.1 Forces internes

Il existe une force interne agissant sur un corps rigide, qui est la force la masse totale agissant sur son centre de gravité, représentée comme suit :

$$P = m \ g \quad (\text{III.9})$$

Où m représente la masse totale du quadrirotor et $g = 9.81 \ m/s^2$ est la fore de gravité.

III.8.2.1.2 Forces externes

Il y a une force externe de poussée $\vec{F}$ qui agit sur le corps, avec son vecteur parallèle à l'axe z et perpendiculaire au plan de rotation des hélices. Cette force est proportionnelle au carré de la vitesse de rotation des hélices ω_i :

$$F_i = b \omega_i^2 \quad (III.10)$$

Où b représente le coefficient de portance. Pour $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ représente la force de poussée et la vitesse de rotation de chaque hélice.

III.8.2.2 Couple et moment

III.8.2.2.1 Couple

Lors de la rotation autour de l'axe vertical z , un couple directionnel est généré, affectant le mouvement du corps du quadrirotor dans le sens opposé à celui de la rotation des pales de l'hélice. Ceci est conforme à la troisième loi de Newton.

$$T_i = d \omega_i^2 \quad i \in 1, 2, 3, 4 \quad (III.11)$$

Où d représente le coefficient de drag.

III.8.2.2.2 Moment

Le contrôle de la vitesse de rotation de chaque hélice a un effet direct sur le changement du mouvement du quadrirotor, générant ainsi différents moments autour des trois axes, décrits comme suit :

- La différence de vitesse entre les hélices 1 et 2, d'une part, et les hélices 3 et 4, d'autre part, génère un moment autour de l'axe longitudinal x du quadrirotor.

$$\tau_\emptyset = (-F_1 - F_2 + F_3 + F_4)l = bl(-\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 + \omega_4^2) \quad (III.12)$$

Où l représente la distance entre le centre de gravité du quadrirotor et l'axe de rotation des hélices.

- Le moment autour de l'axe tangentiel y du quadrirotor, qui résulte d'une différence de vitesse entre les hélices 2 et 4 d'une part et les hélices 1 et 3 d'autre part, s'exprime de la manière suivante :

$$\tau_\theta = (F_1 - F_2 + F_3 - F_4)l = bl(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \quad (\text{III.13})$$

- Rotation autour de l'axe z vertical par différence de vitesses des hélices 1 et 4 d'une part et des hélices 2 et 3 d'autre part, produisant un moment qui s'exprime comme suit :

$$\tau_\psi = (T_1 - T_2 - T_3 + T_4) = d(\omega_1^2 - \omega_2^2 - \omega_3^2 + \omega_4^2) \quad (\text{III.14})$$

III.8.3 Équations de mouvement

III.8.3.1 Translation

En utilisant la deuxième loi de Newton et en projetant les forces appliquées sur le quadrirotor, nous obtenons l'équation du mouvement de translation par rapport au référentiel inertiel de la Terre.

$$\sum \vec{\mathcal{F}}_T = m \vec{\xi} \Rightarrow \vec{F} + \vec{P} + \vec{F}_D = m \vec{\xi} \quad (\text{III.15})$$

Où :

$\vec{\mathcal{F}}_T$ Représente l'ensemble des forces agissant sur le centre de gravité du quadrirotor, exprimées dans le référentiel inertiel de la Terre.

$\vec{F}_D$ Représente la force des perturbations externes et des incertitudes influençant le modèle du quadrirotor, telles que les rafales de vent. Cette force est supposée être bornée par des constantes positives inconnues $\mathcal{L}_i$ [100].

$$|\mathcal{F}_T| \leq \mathcal{L}_i \text{ for } i \in \Theta = \{x, y, z, \phi, \theta, \psi\} \quad (\text{III.16})$$

$\vec{\xi} = \vec{V}_E$ Repèrent l'accélération linéaire.

En projetant l'équation (III.15) sur l'axe du mouvement dans le sens positif de l'axe z, on obtient :

$$m \begin{bmatrix} \ddot{x} \\ \ddot{y} \\ \ddot{z} \end{bmatrix} = \mathcal{R} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ F \end{bmatrix} - m \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} F_{Dx} \\ F_{Dy} \\ F_{Dz} \end{bmatrix} \quad (\text{III.17})$$

L'équation finale obtenue pour le mouvement de translation est [101] :

$$\begin{cases} \ddot{x} = \frac{1}{m} (F (\cos\phi \cos\psi \sin\theta + \sin\phi \sin\psi) + F_{Dx}) \\ \ddot{y} = \frac{1}{m} (F (\cos\phi \sin\psi \sin\theta - \sin\phi \cos\psi) + F_{Dy}) \\ \ddot{z} = \frac{1}{m} (F (\cos\phi \cos\theta) + F_{Dz}) - g \\ F = F_1 + F_2 + F_3 + F_4 \end{cases} \quad (\text{III.18})$$

Pour obtenir la vitesse et les coordonnées de position, on intègre l'équation d'accélération (III.18) comme suit :

$$[x, y, z]^T = \int [\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T = \iint [\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}]^T, \text{ Avec } (x, y, z) \in \mathbb{R}^3 \quad (\text{III.19})$$

III.8.3.2 Rotation

Le mouvement de rotation du quadrirotor est calculé à l'aide de l'équation suivante :

$$J\dot{\Phi} = -\Phi \times J\Phi + \tau + \tau_D \quad (\text{III.20})$$

En substituant dans l'équation III.20, on obtient :

$$\begin{bmatrix} I_x & 0 & 0 \\ 0 & I_y & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{q} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} I_x & 0 & 0 \\ 0 & I_y & 0 \\ 0 & 0 & I_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tau_\phi \\ \tau_\theta \\ \tau_\psi \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tau_{D\phi} \\ \tau_{D\theta} \\ \tau_{D\psi} \end{bmatrix} \quad (\text{III.21})$$

Où $\Phi = [p \ q \ r]^T$ représente l'accélération angulaire du corps sur trois axes, et $\tau_D \in \mathbb{R}^3$ sont les couples de perturbations.

En substituant l'équation (III.7) dans l'équation (III.21), nous obtenons la relation finale pour le mouvement de rotation.

$$\begin{cases} \ddot{\phi} = \dot{\theta} \dot{\psi} \frac{(I_y - I_z)}{I_x} + \frac{1}{I_x} (\tau_\phi + \tau_{D\phi}) \\ \ddot{\theta} = \dot{\phi} \dot{\psi} \frac{(I_z - I_x)}{I_y} + \frac{1}{I_y} (\tau_\theta + \tau_{D\theta}) \\ \ddot{\psi} = \dot{\phi} \dot{\theta} \frac{(I_x - I_y)}{I_z} + \frac{1}{I_z} (\tau_\psi + \tau_{D\psi}) \end{cases} \quad (\text{III.22})$$

Pour obtenir la vitesse angulaire et les angles d'Euler, on intègre l'équation (III.22) comme suit :

$$[\phi, \theta, \psi]^T = \int [\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}]^T = \iint [\ddot{\phi}, \ddot{\theta}, \ddot{\psi}]^T, \text{ Avec } (\phi, \theta, \psi) \in \mathbb{R}^3 \quad (\text{III.23})$$

III.8.4 Modélisation du système de contrôle

Le modèle du quadrirotor est conçu comme un système multi-variable à MIMO, où 6 sorties sont contrôlées par 4 entrées $[u_1, u_2, u_3, u_4]^T$ [102], correspondant respectivement

$[F, \tau_\phi, \tau_\theta, \tau_\psi]^T$ à la commande d'altitude par la force de poussée et aux commandes de roulis, tangage et lacet par les moments de roulis, de tangage et de lacet. Ainsi, les contrôleurs sont définis en fonction de la vitesse de rotation des hélices.

$$\begin{cases} u_1 = b.(\omega_1^2 + \omega_2^2 + \omega_3^2 + \omega_4^2) \\ u_2 = b.l.(-\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 + \omega_4^2) \\ u_3 = b.l.(\omega_1^2 - \omega_2^2 + \omega_3^2 - \omega_4^2) \\ u_4 = d.(\omega_1^2 - \omega_2^2 - \omega_3^2 + \omega_4^2) \end{cases} \quad (\text{III.24})$$

À travers l'équation IV.24, la vitesse de rotation des hélices est calculée.

$$\begin{cases} \omega_1 = \sqrt{\frac{u_1}{4b} - \frac{u_2}{4bl} + \frac{u_3}{4bl} + \frac{u_4}{4d}} \\ \omega_2 = \sqrt{\frac{u_1}{4b} - \frac{u_2}{4bl} - \frac{u_3}{4bl} - \frac{u_4}{4d}} \\ \omega_3 = \sqrt{\frac{u_1}{4b} + \frac{u_2}{4b} + \frac{u_3}{4b} - \frac{u_4}{4d}} \\ \omega_4 = \sqrt{\frac{u_1}{4b} + \frac{u_2}{4bl} - \frac{u_3}{4bl} + \frac{u_4}{4d}} \end{cases} \quad (\text{III.25})$$

III.8.5 Modèle mathématique complet

Le modèle mathématique général du quadrirotor est exprimé dans le référentiel inertiel en utilisant les équations (III.18) et (III.22), ce qui donne:

$$\begin{cases} \ddot{x} = \frac{1}{m}(u_1(C\phi C\psi S\theta + S\phi S\psi) + F_{Dx}) \\ \ddot{y} = \frac{1}{m}(u_1(C\phi S\psi S\theta - S\phi C\psi) + F_{Dy}) \\ \ddot{z} = \frac{1}{m}(u_1(C\phi C\theta) + F_{Dz}) - g \\ \ddot{\phi} = \dot{\theta} \dot{\psi} \frac{(I_y - I_z)}{I_x} + \frac{1}{I_x}(u_2 + \tau_{D\phi}) \\ \ddot{\theta} = \dot{\phi} \dot{\psi} \frac{(I_z - I_x)}{I_y} + \frac{1}{I_y}(u_3 + \tau_{D\theta}) \\ \ddot{\psi} = \dot{\phi} \dot{\theta} \frac{(I_x - I_y)}{I_z} + \frac{1}{I_z}(u_4 + \tau_{D\psi}) \end{cases} \quad (\text{III.26})$$

Le quadrirotor possède un modèle de système non linéaire. Afin de faciliter le processus de conception et de spécification des contrôleurs, certains travaux sont entrepris pour simplifier le modèle en un système linéaire. Ainsi, le modèle devient comme suit :

$$\begin{cases} \ddot{x} = \frac{1}{m}(\theta u_1 + F_{Dx}) \\ \ddot{y} = \frac{1}{m}(-\phi u_1 + F_{Dy}) \\ \ddot{z} = \frac{1}{m}(u_1 + F_{Dz}) - g \\ \ddot{\phi} = \frac{u_2}{I_x} \\ \ddot{\theta} = \frac{u_3}{I_y} \\ \ddot{\psi} = \frac{u_4}{I_z} \end{cases} \quad (\text{III.27})$$

III.9 Représentation de l'espace d'état

Étant donné que le modèle du quadrirotor est un système non linéaire de second ordre, et afin de réaliser une étude de contrôle, la position et l'orientation sont définies comme sorties $\mathcal{Y}$, tout en négligeant les perturbations extérieures. Il est alors possible de reformuler l'équation (III.26) sous forme d'équation d'état :

$$\begin{cases} \dot{\mathcal{X}} = \mathcal{F}(\mathcal{X}) + \mathcal{G}(\mathcal{X})u \\ \mathcal{Y} = \mathcal{H}(\mathcal{X}) \end{cases} \quad (\text{III.28})$$

Où $\mathcal{F}(\mathcal{X}) \in \mathbb{R}^{12 \times 1}$, $\mathcal{G}(\mathcal{X}) \in \mathbb{R}^{12 \times 4}$ et $\mathcal{H}(\mathcal{X}) \in \mathbb{R}^{6 \times 12}$ sont des fonctions non linéaires de représentation d'état. $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{12}$, $u \in \mathbb{R}^4$ et $\mathcal{Y} \in \mathbb{R}^6$ sont respectivement les vecteurs d'état, de commande et de sortie du système.

On définit le vecteur d'état et le vecteur de sortie comme suit :

$$\mathcal{X} = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ z \ \dot{z} \ \phi \ \dot{\phi} \ \theta \ \dot{\theta} \ \psi \ \dot{\psi}]^T$$

Avec :

$$\begin{cases} x_{x,1} = x \\ x_{x,2} = \dot{x}_{x,1} = \dot{x} \\ x_{y,1} = y \\ x_{y,2} = \dot{x}_{y,1} = \dot{y} \\ x_{z,1} = z \\ x_{z,2} = \dot{x}_{z,1} = \dot{z} \\ x_{\phi,1} = \phi \\ x_{\phi,2} = \dot{x}_{\phi,1} = \dot{\phi} \\ x_{\theta,1} = \theta \\ x_{\theta,2} = \dot{x}_{\theta,1} = \dot{\theta} \\ x_{\psi,1} = \psi \\ x_{\psi,2} = \dot{x}_{\psi,1} = \dot{\psi} \end{cases} \quad (\text{III.29})$$

Et :

$$\mathcal{Y} = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \psi]^T \quad (\text{III.30})$$

Alors, les fonctions $\mathcal{F}(\mathcal{X})$ et $\mathcal{G}(\mathcal{X})$ deviennent comme suit :

$$\mathcal{F}(\mathcal{X}) = \begin{bmatrix} x_{x,2} \\ 0 \\ x_{y,2} \\ 0 \\ x_{z,2} \\ -g \\ x_{\emptyset,2} \\ x_{\theta,2} x_{\psi,2} \frac{(I_y - I_z)}{I_x} \\ x_{\theta,2} \\ x_{\emptyset,2} x_{\psi,2} \frac{(I_z - I_x)}{I_y} \\ x_{\psi,2} \\ x_{\emptyset,2} x_{\theta,2} \frac{(I_x - I_y)}{I_z} \end{bmatrix}, \mathcal{G}(\mathcal{X}) = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{Cx_{\emptyset,1} Cx_{\psi,1} Sx_{\theta,1} + Sx_{\emptyset,1} Sx_{\psi,1}}{m} \\ 0 \\ \frac{Cx_{\emptyset,1} Sx_{\psi,1} Sx_{\theta,1} - Sx_{\emptyset,1} Cx_{\psi,1}}{m} \\ 0 \\ \frac{Cx_{\emptyset,1} Cx_{\theta,1}}{m} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{I_x} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{I_y} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{I_z} \end{bmatrix} \quad (\text{III.31})$$

Étant donné que le quadrirotor est un système à multiples entrées et sorties, où ses six sorties sont contrôlées par quatre entrées indépendantes les unes des autres, il n'est pas facile de contrôler les coordonnées de position (x, y) . Pour surmonter cette difficulté, deux systèmes virtuels $\mathcal{U}_x$ et $\mathcal{U}_y$ sont créés à partir de l'équation (III.26), de la manière suivante [103] :

$$\begin{cases} \mathcal{U}_x = \frac{u_1}{m} (C \emptyset C \psi S \theta + S \emptyset S \psi) \\ \mathcal{U}_y = \frac{u_1}{m} (C \emptyset S \psi S \theta - S \emptyset C \psi) \end{cases} \quad (\text{III.32})$$

À travers l'équation (III.31), les valeurs désirées de roulis $\emptyset_d$ et de tangage θ_d sont déterminées [104]:

$$\begin{cases} \mathcal{T} = m \sqrt{(\mathcal{U}_x^2 + \mathcal{U}_y^2 + (u_1 + g)^2)} \\ \emptyset_d = \sin^{-1}((\mathcal{U}_x s \psi_d - \mathcal{U}_y c \psi_d) \frac{m}{\mathcal{T}}) \\ \theta_d = \sin^{-1}((m \mathcal{U}_x \mathcal{T} s \psi_d s \emptyset_d) / (\mathcal{T} c \psi_d c \emptyset_d)) \end{cases} \quad (\text{III.33})$$

III.10 Dynamique des rotors

Les moteurs Brushless DC (BLDC) sont utilisés dans les quadrirotors. Le modèle mathématique d'un moteur BLDC peut être représenté à l'aide d'équations décrivant le comportement électrique et mécanique du moteur. Ce modèle inclut les relations entre la tension, le courant, la vitesse angulaire et le couple du moteur. La figure III.5 montre les composants d'un moteur BLDC.

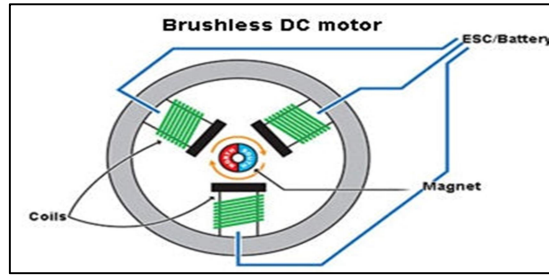


Figure III. 5 Moteur BLDC

Les équations de tension pour un moteur à courant continu sans balais (BLDC) peuvent être exprimées comme suit [105]:

$$V = L \frac{di}{dt} + iR + E \quad (\text{III.34})$$

L'équation de la force électromotrice inverse (EMF) est présentée comme suit :

$$E = K_e \frac{d\Phi}{dt} \quad (\text{III.35})$$

Les symboles V , i et Φ représentent respectivement la tension, le courant et le flux magnétique de chaque phase du moteur. De plus, L et R désignent l'inductance et la résistance entre les phases, et K_e est connu sous le nom de constante de force électromotrice inverse.

En substituant l'équation (III.34) dans l'équation (III.35), l'expression résultante peut être écrite comme suit :

$$V = L \frac{di}{dt} + iR + K_e \frac{d\Phi}{dt} \quad (\text{III.36})$$

À partir de l'équation (III.35), le courant (i) est écrit sous la forme d'une fonction de transfert exprimée en termes de s :

$$I(s) = \frac{V(s) - K_e s \Phi(s)}{R + L s} \quad (\text{III.36})$$

Les équations mécaniques décrivent comment le moteur génère le couple et interagit avec la dynamique de rotation. Cela inclut la relation entre le couple et la vitesse angulaire du moteur, ainsi que le moment d'inertie du moteur. Le modèle mécanique du rotor d'un moteur BLDC est présenté par l'équation suivante [106]:

$$T_e = J \frac{d^2\Phi}{dt^2} + \eta \frac{d\Phi}{dt} \quad (\text{III.37})$$

$$\omega = \frac{d\Phi}{dt} \quad (\text{III.38})$$

L'équation suivante montre comment calculer le couple électromagnétique :

$$T_e = K_t i \quad (\text{III.39})$$

Où J représente le moment d'inertie, η le coefficient de frottement. ω désigne la vitesse angulaire du rotor et T_e la constante de couple.

En substituant l'équation (III.39) dans l'équation (III.37), on obtient :

$$K_t i = J \frac{d^2 \Phi}{dt^2} + \eta \frac{d\Phi}{dt} \quad (\text{III.40})$$

La fonction de transfert obtenue à partir de l'équation (III.40) est :

$$K_t I(s) = J s^2 \Phi(s) + \eta \Phi(s) \quad (\text{III.41})$$

En combinant l'équation électrique avec l'équation mécanique, nous obtenons :

$$K_t \left[\frac{V(s) - K_e s \Phi(s)}{R + L s} \right] = J s^2 \Phi(s) + \eta \Phi(s) \quad (\text{III.42})$$

En substituant la fonction de transfert de l'équation (III.38) dans l'équation (III.42), nous obtenons le résultat suivant :

$$s \Phi(s) = W(s) \quad (\text{III.43})$$

$$K_t \left[\frac{V(s) - K_e W(s)}{R + L s} \right] = J s W(s) + \eta \frac{W(s)}{s} \quad (\text{III.44})$$

La fonction de transfert d'un moteur BLDC s'exprime en termes de sortie et d'entrée :

$$G(s) = \frac{W(s)}{V(s)} = \frac{K_t}{L J s^2 + (J R + \eta L) s + R \eta + K_t K_e} \quad (\text{III.45})$$

Considérant qu'un moteur BLDC est constitué de trois phases, l'équation peut s'exprimer comme suit :

$$G(s) = \frac{W(s)}{V(s)} = \frac{K_t}{L J s^2 + (3 J R + \eta L) s + 3 R \eta + K_t K_e} \quad (\text{III.46})$$

Le tableau III.1 ci-dessous présente les valeurs des paramètres du moteur BLDC :

Tableau III. 1 Caractéristiques du moteur BLDC		
Paramètres	Valeurs	Unité
R	1.39	Ω
L	0.226	mH
k_t	20.5	mNm/A
k_e	0.00659	Vsec/rad
J	20	gcm ²

III.11 Stratégies de commande des quadrirotors

Les quadrirotors nécessitent des stratégies de contrôle avancées et précises pour garantir leur stabilité, leur maniabilité et des performances optimales dans diverses conditions de vol. D'après la littérature existante, plusieurs méthodes de contrôle sont couramment utilisées pour les quadrirotors. Certaines d'entre elles sont présentées ci-dessous :

III.11.1 Commande linéaire

Le contrôle classique des quadrirotors repose sur des contrôleurs PID ou des régulateurs linéaires-quadratiques (LQR). De nombreux chercheurs se sont appuyés sur ces méthodes dans leurs études depuis la fin des années 1960 pour parvenir à une navigation autonome.

III.11.1.1 Contrôle PID

Le contrôle PID classique est une méthode largement utilisée dans divers systèmes de régulation, y compris dans le contrôle des quadrirotors. Ce type de contrôle ajuste les actions de commande en fonction de l'erreur mesurée entre la position ou l'orientation désirée et la position ou l'orientation actuelle, permettant ainsi d'assurer une stabilisation efficace et une réponse rapide aux perturbations.

Dans [107, 108], une proposition a été avancée pour la conception d'un contrôleur PID traditionnel qui utilise une logique floue pour ajuster ses paramètres afin d'assurer la stabilité d'un quadrirotor. Les résultats ont démontré que tant le contrôleur proposé que le contrôleur PID traditionnel pouvait garantir une bonne stabilité du système. Cependant, les performances du contrôleur proposé se sont avérées supérieures à celles du contrôleur PID traditionnel, dont les paramètres ont été réglés à l'aide de la méthode de Nicholas-Ziegler. Dans [108], la position et l'orientation du quadrirotors ont été efficacement contrôlées à l'aide d'un système PID conventionnel, démontrant sa capacité à maintenir la stabilité même dans des conditions de vent faible. Dans [109], les chercheurs ont étudié l'impact des perturbations dynamiques de charge, engendrées par une augmentation soudaine de la masse de la charge utile, sur les quadrirotors lors du contrôle de vol à l'aide d'un système PID, et cette proposition a été validée par des expérimentations. Un contrôleur PID robuste pour la régulation du quadrirotor et le suivi de chemin est proposé [110], réglé via un algorithme de recherche de coucou, minimisant la conception du chemin de gigue et montrant des performances et une robustesse supérieures contre diverses perturbations avec une faible demande de puissance.

III.11.1.2 Régulateurs linéaires-quadratiques (LQR)

Les régulateurs linéaires-quadratiques (LQR) constituent une technologie puissante pour contrôler les systèmes dynamiques. Ils contribuent à améliorer les performances tout en garantissant la stabilité et la robustesse des quadrirotors et autres véhicules autonomes, ce qui en fait un choix privilégié pour les applications avancées de contrôle de navigation autonome.

Dans l'étude précédente [111], le contrôle linéaire quadratique (LQR) a été implémenté sur un. Une quadrirotor oscillation significative a été observée dans les angles de tangage et de roulis, ce qui a rendu l'aéronef incapable de maintenir une altitude stable. Malgré plusieurs tentatives pour réduire ces oscillations, les performances obtenues n'étaient pas suffisantes pour assurer un maintien stable de l'altitude. Dans leur étude [112], les auteurs ont proposé l'utilisation de techniques de contrôle PID et LQ pour être appliquées à un Quadrirotor dans des environnements intérieurs. Les résultats ont montré que ces types de contrôleurs offrent une capacité remarquable à rendre le quadrirotor plus stable dans sa position et son orientation de vol, même en présence de légères perturbations. Dans [113], un modèle Octocopter en forme d'étoile est présenté, stabilisé à l'aide du contrôle LQR et amélioré par l'ajout d'une action intégrale au contrôleur de hauteur pour gérer les incertitudes liées à la masse.

III.11.2 Commande non linéaire

Le contrôle non linéaire est une technique avancée utilisée pour les systèmes dont le comportement ne peut pas être décrit de manière adéquate par des modèles linéaires, réalisant des progrès significatifs dans le contrôle de systèmes dynamiques complexes. Offrant une plus grande précision, flexibilité et robustesse, il est particulièrement adapté aux applications exigeantes telles que le contrôle de quadrirotors et autres véhicules autonomes, où les performances et la stabilité sont essentielles dans des conditions diverses et complexes.

III.11.2.1 Backstepping

Le contrôle Backstepping (BC) non linéaire est une technique avancée utilisée pour les systèmes dont le comportement ne peut pas être décrit de manière adéquate par des modèles linéaires, réalisant des progrès significatifs dans le contrôle de systèmes dynamiques complexes. Offrant une plus grande précision, flexibilité et robustesse, il est particulièrement adapté aux applications exigeantes telles que le contrôle de quadrirotors et autres véhicules autonomes, où les performances et la stabilité sont essentielles dans des conditions diverses et complexes.

Dans [114], les auteurs ont implémenté un contrôleur Backstepping basé sur la théorie de la stabilité de Lyapunov pour suivre les valeurs souhaitées de la position et de la direction du quadrirotor. Le modèle quadrirotor a été décomposé en trois sous-systèmes : les sous-systèmes sous-actionnés, pleinement actionnés et à hélices. La technologie développée s'est avérée efficace pour stabiliser le système en l'absence de perturbations. [115] ont proposé un système de contrôle compensatoire adaptatif basé sur une structure à double boucle de Backstepping pour les véhicules rotatifs coaxiaux, dans le but d'obtenir un suivi de trajectoire efficace. Dans [116], le contrôle Backstepping a été utilisé pour assurer le contrôle dynamique et la stabilité des actionneurs quadruples à six degrés de liberté. Les résultats de la simulation ont démontré l'efficacité du contrôle proposé.

III.11.2.2 Mode glissant

La technologie du mode glissant (SMC : Sliding mode control) est une méthode de contrôle robuste, particulièrement efficace pour gérer les systèmes dynamiques non linéaires, comme ceux utilisés dans les systèmes de contrôle de quadrirotor. Cette méthode repose sur la définition d'une surface de glissement dans l'espace d'état du système. Une fois que l'état du système atteint cette surface, il y reste contraint et glisse vers l'état désiré. Caractérisée par une grande résilience face aux perturbations et aux incertitudes, elle assure une transition rapide et précise vers l'état cible, même en présence de variations et de conditions imprévues. Cette technologie est particulièrement adaptée aux systèmes exigeant une réponse fiable et robuste, où la stabilité et une réactivité rapide sont essentielles.

Dans [117], le contrôleur en mode glissant a été appliqué au modèle dynamique du quadrirotor. Les résultats ont montré qu'il assure une stabilité constante dans le suivi de trajectoire, tout en permettant au quadrirotor de se déplacer vers n'importe quelle position et orientation, tout en maintenant ses performances face aux différentes perturbations physiques externes. Dans [118], un contrôleur à mode glissant adaptatif et un algorithme super-torsion ont été utilisés pour optimiser la stabilité et les capacités de manœuvre d'un drone sous-motorisé. Cette approche a divisé le modèle dynamique en plusieurs sections, intégrant perturbations et incertitudes, et a démontré une amélioration des performances et une réduction de la latence par rapport aux méthodes traditionnelles, selon les résultats des simulations.

III.11.2.3 Linéarisation par rétroaction

La linéarisation par rétroaction (Feedback Linearization), est une méthode de commande utilisée pour convertir un système dynamique non linéaire en un système dynamique linéaire.

Elle fonctionne en introduisant des transformations dans les variables d'état du système pour annuler les termes non linéaires dans les équations dynamiques. Cela permet l'application de techniques de contrôle linéaire standard pour stabiliser et contrôler efficacement le système. Cette méthode est largement utilisée dans des domaines tels que l'ingénierie des systèmes de contrôle, l'aérospatiale et la robotique, où la précision et la stabilité sont essentielles. Dans [119], les auteurs ont proposé un contrôleur pour gérer quadrirotor lors d'expériences de survol multiples, en se basant sur les théories de la rétroaction linéaire [120]. Dans cette étude [121], le développement d'un petit drone doté d'un contrôleur de vitesse basé sur un retour linéaire est présenté, avec une description des résultats des vols autonomes. Le petit drone développé se caractérise par une petite taille. Le contrôleur proposé permet un contrôle de vitesse précis en compensant les non-linéarités dynamiques. Les résultats expérimentaux montrent que l'avion et le contrôleur fonctionnent efficacement dans des conditions de vol réelles.

III.11.3 Commande basée sur optimisation et l'intelligence artificielle

La commande basée sur l'optimisation et l'intelligence artificielle est une approche de contrôle qui utilise des algorithmes d'optimisation et des techniques d'apprentissage automatique pour concevoir et ajuster les stratégies de contrôle des systèmes dynamiques. Les techniques d'optimisation sont utilisées pour ajuster les paramètres du contrôleur afin de minimiser une fonction objectif prédéfinie. Cette approche vise à optimiser les performances du système en ajustant les paramètres du contrôleur de manière adaptative, en exploitant les données en temps réel. Elle permet une meilleure adaptation aux variations du système et aux conditions changeantes, optimisant ainsi les performances du système et réduisant la nécessité d'une modélisation précise. Les méthodes d'intelligence artificielle, telles que les réseaux de neurones, les algorithmes génétiques et l'apprentissage par renforcement, peuvent être utilisées pour concevoir des stratégies de contrôle adaptatives et robustes.

Dans [122], l'optimisation par essaim de particules (PSO) a été proposée pour améliorer le contrôleur PID du quadrirotor. PSO est utilisé pour ajuster les paramètres du contrôleur PID en fonction de la fonction de coût, et ses performances sont évaluées à l'aide de simulations MATLAB. Les résultats révèlent l'efficacité du PSO et l'efficience du contrôleur PID par rapport à d'autres méthodes. Un algorithme de contrôle de quadrirotor a été développé dans [123], qui sont un système MIMO non linéaire couplé à la technologie de contrôle linéaire (PID), avec les paramètres ajustés par un algorithme génétique (GA). La technique proposée permet un contrôle décentralisé en découplant les interactions associées, améliorant ainsi le suivi des erreurs et la stabilité, même à des angles élevés, avec une vitesse de rotation

acceptable. Un contrôleur avancé a été développé pour le système de position quadrilatérale [124], combinant la loi de contrôle en mode glissant continu du second ordre (CSOSMC), le réseau Fuzzy-Chebyshev (FCN) et la méthodologie de contrôle adaptatif. Le FCN est utilisé pour approximer les fonctions non linéaires et améliorer la robustesse contre les incertitudes paramétriques et les perturbations externes, tandis que le mode glissement continu vise à éliminer le phénomène de broutage. Les résultats de la simulation confirment l'efficacité de cette approche en présence d'incertitudes et de perturbations externes. Le contrôleur adaptatif NN-ABC développé dans [125] utilise un réseau neuronal pour contrôler l'altitude et la position dans des conditions d'incertitude et de turbulence. Il approxime les fonctions non linéaires du contrôle arrière classique (BC), avec un terme de contrôle fort pour améliorer les performances. La stabilité est assurée par la méthode de Lyapunov, démontrant l'efficacité du NN-ABC pour le suivi et la résistance aux incertitudes et aux perturbations par rapport aux contrôleurs classiques.

III.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons représenté toutes les forces physiques agissant sur le quadrirotor et réalisé une modélisation dynamique selon 6-DOF en utilisant les lois de Newton-Euler. Le modèle est un système non linéaire et fortement couplé, avec six sorties contrôlées par quatre entrées, rendant le processus de contrôle complexe et difficile à stabiliser. Pour résoudre ce problème et surmonter la complexité, deux systèmes virtuels ont été créés pour contrôler les coordonnées de position(x, y).

Enfin, les équations dynamiques ont été représentées en utilisant l'espace d'état, montrant les vecteurs d'entrée, de sortie et de contrôle du système. De plus, cette étude nous permettra ultérieurement de concevoir un régulateur robuste afin d'assurer la stabilité des sorties du modèle.

Système de navigation et de contrôle d'un quadrirotor sous perturbations avec optimisation du contrôleur P-PID par ACO

Contenu

IV.1 Introduction.....	74
IV.2 Contrôle traditionnel du système avec PID	74
IV.3 Optimisation du contrôleur P-PID par ACO	76
IV.3.1 Introduction à l'optimisation par ACO	76
IV.3.2 Objectifs de la conception du contrôleur P-PID	77
IV.3.3 Principe de l'ACO et son application au contrôle P-PID	78
IV.4 Ajustement automatique des boucles de contrôle du quadrirotor	80
IV.4.1 Stratégies de contrôle et structure du quadrirotor	80
IV.4.2 Le système de contrôle de la boucle interne	81
IV.4.3 Le système de contrôle de boucle externe	83
IV.5 Simulation et résultats	85
IV.5.1 Scénario 1 : Performance du système sans perturbations externes	86
IV.5.2 Scénario 2 : Robustesse du système avec perturbations externes	89
IV.6 Conclusion.....	93

IV.1 Introduction

Le contrôle du modèle dynamique d'un système quadrirotor non linéaire est une tâche complexe, et le réglage manuel des gains des contrôleurs demeure difficile en raison des relations complexes entre les variables dynamiques ainsi que de l'influence des perturbations externes sur les performances du système. Dans cette étude, nous proposons la conception d'un contrôleur amélioré utilisant la méthode d'optimisation par ACO, à l'aide d'une fonction objective composée des paramètres des signaux de sortie. Cette méthode consiste à déterminer les gains optimaux des six contrôleurs du modèle de quadrirotor.

L'objectif principal est de résoudre les problèmes de stabilité rencontrés lors du suivi de trajectoire en présence de perturbations externes et d'incertitudes sur les paramètres dynamiques. Dans un premier temps, un modèle non linéaire MIMO du quadrirotor, composé de quatre entrées et six sorties, a été étudié. Ensuite, un contrôleur hybride combinant un contrôleur proportionnel (P) et un contrôleur proportionnel-intégral-dérivé (PID), appelé P-PID, a été développé afin de contrôler les 6-DOF pendant le suivi de trajectoire.

La méthode ACO améliorée est utilisée pour ajuster les valeurs des gains des contrôleurs en minimisant une fonction objective, dans le but de réduire l'erreur entre les signaux d'entrée et de sortie et d'optimiser les paramètres du système. Enfin, le modèle du quadrirotor a été simulé afin d'évaluer la robustesse et l'efficacité du contrôleur P-PID proposé. L'évaluation a été réalisée sur trois trajectoires différentes, en tenant compte des perturbations externes et des incertitudes des paramètres dynamiques.

Les résultats obtenus montrent que le contrôleur P-PID surpasse les contrôleurs conventionnels PD et PID, en offrant de meilleures performances dynamiques caractérisées par une réduction du dépassement maximal, un temps de montée et de stabilisation plus rapide, une diminution de l'erreur statique ainsi qu'une amélioration de la stabilité dans des conditions perturbées et incertaines.

IV.2 Contrôle traditionnel du système avec PID

Le contrôleur classique PID présente une structure de contrôle simple qui est facilement exécutable dans la pratique et trouve de nombreuses applications dans la recherche sur les systèmes de contrôle de quadrirotor. Il améliore les performances du système, les stabilise et minimise l'erreur statique entre le point de consigne et le signal de sortie réel, comme illustré dans la figure VI. 1 ci-dessous.

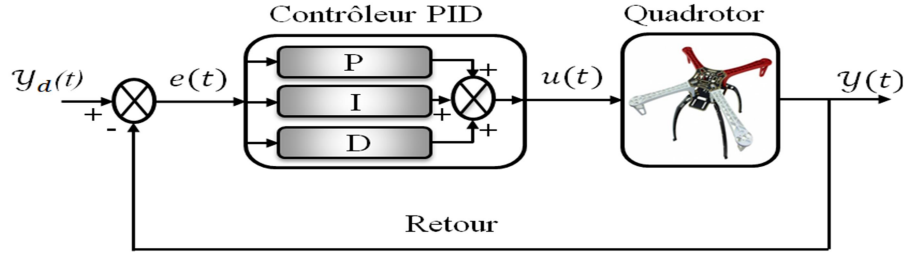


Figure IV. 1 Structure de contrôle PID

Un PID est représenté mathématiquement par une équation qui décrit la relation entre les signaux d'entrée et de sortie au sein d'un système de contrôle :

$$\begin{cases} u_{q,PID}(t) = K_{p,q}e_q(t) + K_{i,q} \int_0^t e_q(\tau) d\tau + K_{d,q} \frac{de_q(t)}{dt} \\ K_{i,q} = \frac{1}{T_{i,q}} \text{ et } K_{d,q} = T_{i,q} \end{cases} \quad \forall t \geq 0 \quad (\text{IV.1})$$

Où $u(t)$ est le signal de sortie du contrôleur PID, envoyé à l'entrée du modèle du système, $e(t)$ est l'erreur statique comme illustré dans l'équation (IV.2), et K_p, K_i, K_d sont respectivement les gains proportionnels, intégraux et dérivés. Ce sont les paramètres de réglage du système. $y_d(t), y(t) \in \Theta$ Sont les signaux d'entrée et de sortie qui sont contrôlés, respectivement.

Remarque.1. Le réglage des paramètres d'un contrôleur PID est un processus essentiel mais complexe pour garantir la stabilité et les performances optimales d'un système de contrôle. Les défis incluent la dynamique du système, l'interaction entre les paramètres, et les perturbations externes. Diverses méthodes de réglage, allant des techniques empiriques aux algorithmes d'optimisation, peuvent être utilisées pour surmonter ces défis et obtenir un système performant et stable.

Remarque.2. Le système de commande vise à assurer le suivi de la référence en réduisant l'erreur de suivi au cours du temps, avec $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$ si $t \rightarrow \infty$. En pratique, ce suivi n'est pas immédiat en raison des conditions initiales et des perturbations externes. L'action intégrale dans les régulateurs PI et PID permet de supprimer l'erreur permanente même en présence d'incertitudes et de perturbations [126].

Le but du contrôleur PID est de surveiller et de corriger l'erreur $e(t)$ entre le signal de sortie $y(t)$ et la trajectoire souhaitée $y_d(t)$ dans une boucle fermée. L'erreur est déterminée par :

$$e_q(t) = y_{q,d}(t) - y_q(t) = y_{q,d}(t) - x_{q,1} \text{ pour } q \in \Theta \quad (\text{IV.2})$$

Remarque.3. Lorsque le gain $K_i = 0$ dans un contrôleur PID, celui-ci devient un contrôleur proportionnel-dérivé (PD). Le contrôle PD est essentiel dans l'ingénierie de contrôle, en particulier pour le contrôle des quadrirotors [127-130]. Il régule la sortie du système à l'aide de gains proportionnels et dérivés. La loi de commande PD s'exprime comme suit :

$$u_{q,PD}(t) = K_{p,q}e_q(t) + K_{d,q}\frac{d e_q(t)}{dt} \quad (IV.3)$$

IV.3 Optimisation du contrôleur P-PID par ACO

IV.3.1 Introduction à l'optimisation par ACO

L'ACO, proposée par Dorigo et Stützle [131], est une méthode méta-heuristique basée sur le comportement des fourmis artificielles. Cet algorithme d'optimisation s'inspire des actions naturelles des colonies de fourmis réelles, appliquant ce concept pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire en recherchant des solutions optimales sous des contraintes données [132].

Les fourmis recherchent le chemin le plus court et la meilleure distance entre la nourriture et leur nid en libérant un produit chimique appelé phéromone, comme l'illustre la figure IV. 2.



Figure IV. 2 Optimisation du chemin par les fourmis

Lorsque les fourmis quittent leur nid pour chercher de la nourriture, elles choisissent un chemin aléatoire du point i au point j . Pour sélectionner ce chemin, la probabilité est calculée comme suit [133].

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha}{\sum_{j \in N_i^k} \tau_{ij}^\alpha} & \text{si } j \in N_i^k \\ 0 & \text{si } j \notin N_i^k \end{cases} \quad (IV.4)$$

Où α désigne le degré d'importance des phéromones et N_i^k indique l'ensemble des nœuds voisins de la fourmi k lorsqu'elle est placée au nœud i .

Les fourmis déposent la quantité de phéromones τ_{ij} sur le chemin choisi. Cependant, si la quantité de phéromones sur le chemin augmente, les fourmis auront tendance à suivre le même chemin, celui avec le rapport de phéromones élevé, à mesure que la mise à jour des

phéromones se fait, notée $\Delta\tau_{ij}$. À l'inverse, sur les autres chemins, les phéromones s'évaporent avec le temps, comme le montre la description suivante :

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij}, \quad \forall (i, j) \in A \quad (IV.5)$$

Où A représenté l'ensemble des arcs parcourus par la fourmi k sur son trajet depuis son nid jusqu'à sa destination.

Le but de cette mise à jour est d'augmenter la probabilité de choisir le meilleur chemin pour trouver la bonne solution tout en diminuant la probabilité de sélectionner tous les autres chemins, comme résumé ci-dessous :

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \sum_{k=1}^N \Delta\tau_{ij}^k \quad (IV.6)$$

Où $\rho \in (0,1)$ est le taux d'évaporation et $\Delta\tau_{ij}^k$ est la quantité de phéromone déposée sur les arcs (i, j) visités par la meilleure fourmi k , déterminée par la formule suivante [134] :

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\xi f_{best}}{f_{worst}} & \text{si } (i, j) \in \text{meilleur parcours global.} \\ 0 & \text{si } NON \end{cases} \quad (IV.7)$$

Où ξ est un paramètre utilisé pour contrôler la mise à jour globale des phéromones, tandis que f_{best}, f_{worst} représentent respectivement la meilleure et la pire valeur de la fonction objectif.

Hypothèse.1. L'augmentation du nombre de fourmis dans la colonie, noté k , améliore la précision de la solution au problème d'optimisation.

IV.3.2 Objectifs de la conception du contrôleur P-PID

Le quadrirotor possède 6-DOF, nécessitant six unités de contrôle pour gérer sa position et son attitude. Cette recherche propose un contrôleur hybride, combinant un contrôleur P avec un contrôleur PID, formant ainsi un contrôleur P-PID, décrit dans l'équation (IV.8).

$$u_{P-PID}(t) = K_{p1}e(t) + K_{p2}e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (IV.8)$$

L'intégration du contrôleur P avec le contrôleur PID permet d'améliorer la dynamique et la précision du suivi de trajectoire, tout en réduisant considérablement l'erreur. Elle contribue également à diminuer le temps de réponse (t_r) et le temps de montée (t_m), tout en limitant le dépassement (Os).

L'ajout du contrôleur P assure une réponse initiale plus rapide, améliorant ainsi les performances globales du système de contrôle du quadrirotor, en particulier en présence de perturbations externes et d'incertitudes dans les paramètres dynamiques.

Pour un réglage optimal des paramètres de contrôle (K_{p1} , K_{p2} , K_i et K_d), l'algorithme d'optimisation par ACO est utilisé. Cet algorithme permet de déterminer les gains optimaux, garantissant ainsi la stabilité du système ainsi qu'un suivi de trajectoire précis et dynamique en vol.

L'ACO repose sur le principe des phéromones, qui permettent de guider la recherche vers les solutions les plus prometteuses. Ce mécanisme améliore progressivement la qualité des solutions en renforçant les trajectoires associées aux meilleurs résultats, ce qui conduit à une détermination plus efficace et plus robuste des gains optimaux du contrôleur.

IV.3.3 Principe de l'ACO et son application au contrôle P-PID

Les gains du contrôleur proposés (K_{p1} , K_{p2} , K_i et K_d) sont automatiquement optimisés par un algorithme d'optimisation par ACO [135]. Cet algorithme vise à trouver les valeurs de gain optimales pour obtenir les meilleurs paramètres de signal de sortie et garantir un système robuste et stable, comme illustré à la figure IV.3.

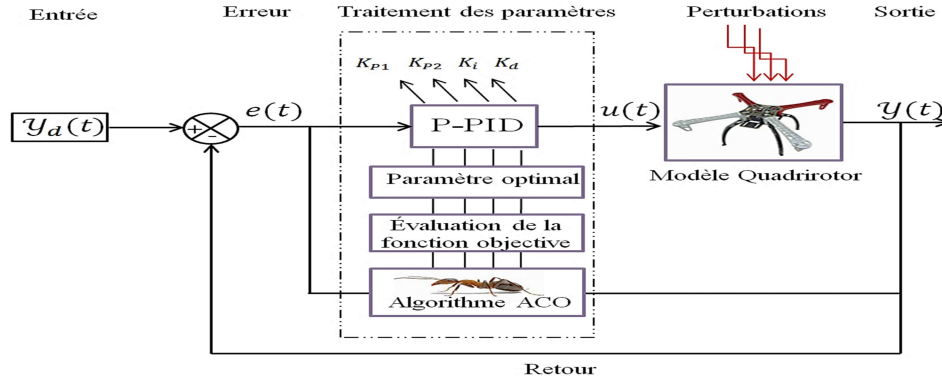


Figure IV. 3 Structure d'un contrôleur P-PID optimisé par ACO

La première étape de l'application de la méthode d'optimisation consiste à sélectionner une fonction objective pour obtenir des résultats optimaux. Étant donné que le signal de sortie du modèle de quadrirotor, résultant du processus de contrôle par le contrôleur P-PID, englobe différents indicateurs de performance, nous pouvons les consolider en une seule fonction objective. Cette fonction comprend un ensemble de sous-objectifs contenant une gamme de paramètres. La fonction objective peut être résumée comme suit:

$$\begin{cases} Of = \text{Min} \sum_{i=1}^4 Of_i \\ Of_i = \lambda_i f_i \quad i \in \{1, 2, 3, 4\} \end{cases} \quad (\text{IV.9})$$

Théorème.1. Les coefficients de pondération doivent être des valeurs positives, définis par l'équation suivante [136] : $\sum_{i=1}^4 \lambda_i = 1$ avec $0 < \lambda < 1$

$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ et λ_4 Représentent les valeurs des coefficients de pondération, tandis que f_1, f_2, f_3 et f_4 désignent respectivement t_r, t_m, O_s et l'erreur absolue intégrée (IAE). Nous choisisons les coefficients de pondération de la fonction objective comme suit : $\gamma_1 = 0.01, \gamma_2 = 0.09, \gamma_3 = 0.2, \gamma_4 = 0.7$.

Où t_m est le temps nécessaire pour que la réponse d'un système atteigne de 10 % à 90 % de sa valeur finale, et t_r est le temps nécessaire pour que le signal se stabilise de manière permanente dans une bande de ± 2 autour du point de consigne.

L'IAE est utilisé pour mesurer l'erreur entre les signaux de sortie et d'entrée afin d'évaluer et d'améliorer les performances du système de contrôle. Il est défini comme suit :

$$IAE = \int_0^t |e(t)| dt \quad (IV.10)$$

La population de fourmis est représentée par une matrice (n x 4) de valeurs potentielles pour chaque gain du contrôleur, où chaque fourmi sélectionne les paramètres optimaux K_{p1}, K_{p2}, K_i et K_d du système de contrôle P-PID en minimisant la fonction objectif. Le graphique présenté à la figure IV.4 illustre le problème de conception utilisant l'algorithme P-PID basé sur ACO.

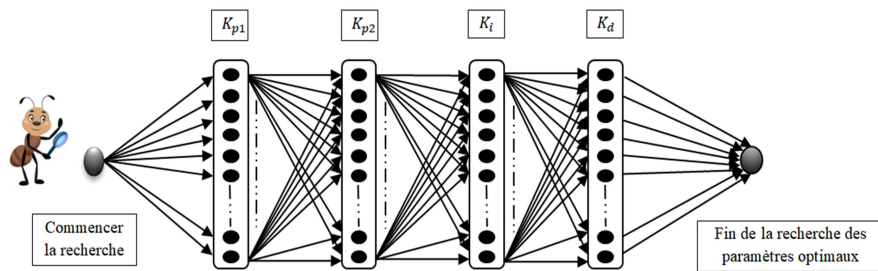


Figure IV. 4 Comportement ACO dans le contrôleur P-PID

Chaque paramètre K_{p1}, K_{p2}, K_i et K_d est représenté par 'n' nœuds, respectivement. Par conséquent, un seul nœud représente les valeurs optimales des paramètres K_{p1}, K_{p2}, K_i et K_d , et toutes les fourmis choisiront le même nœud pour chaque paramètre optimal. Dans le schéma présenté à la figure IV.5, nous avons résumé les étapes de la méthode d'optimisation par colonies de fourmis pour déterminer les valeurs du contrôleur P-PID et la réponse optimale du quadrirotor.

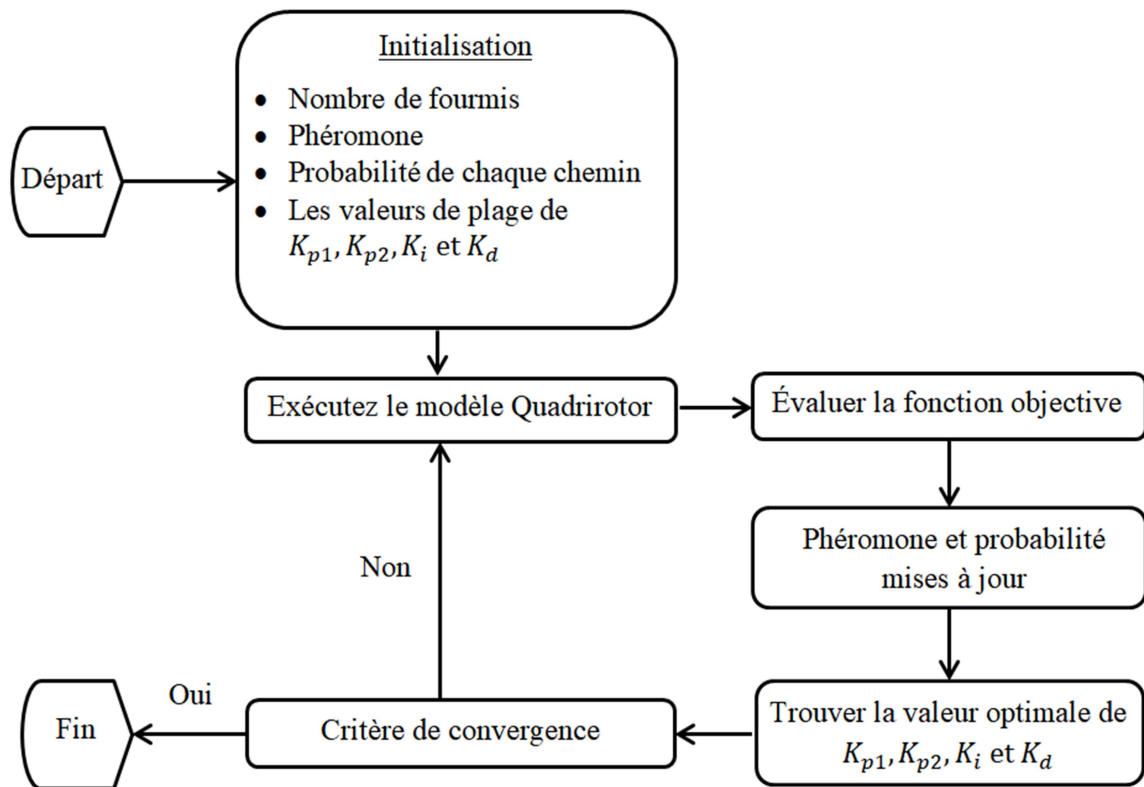


Figure IV. 5 Organigramme du contrôle P-PID basé sur l'ACO

IV.4 Ajustement automatique des boucles de contrôle du quadrirotor

IV.4.1 Stratégies de contrôle et structure du quadrirotor

Notre objectif est d'optimiser les paramètres du contrôleur à entrée unique et à sortie unique (SISO) utilisé dans chaque boucle du quadrirotor, comme présenté dans les équations IV. (11-13). Le quadrirotor utilise deux boucles de contrôle pour réguler la stabilité de l'altitude, de l'attitude et de la position. La boucle fermée interne comprend quatre contrôleurs, chacun chargé de contrôler l'altitude le long de l'axe z et les trois angles : roulis (ϕ), tangage (θ) et lacet (ψ). La boucle fermée externe est constituée de deux contrôleurs dédiés à la gestion des coordonnées de position (x, y). Ce processus est résumé dans la figure IV.6.

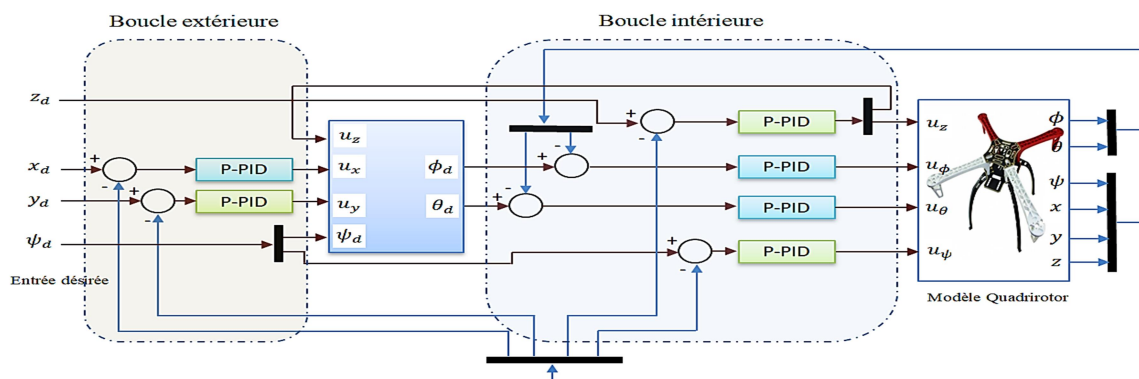


Figure IV. 6 Structure des boucles de contrôle dans un quadrirotor

$$u_q(\text{PD}) = K_p(q_d - q) + K_d(\dot{q}_d - \dot{q}) \quad (\text{IV.11})$$

$$u_q(\text{PID}) = K_p(q_d - q) + K_i \int (q_d - q) dt + K_d(\dot{q}_d - \dot{q}) \quad (\text{IV.12})$$

$$u_q(\text{P-PID}) = K_{p1}(q_d - q) + K_{p2}(q_d - q) + K_i \int (q_d - q) dt + K_d(\dot{q}_d - \dot{q}) \quad (\text{IV.13})$$

Où $q = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \psi]$ pour $q \in \mathbb{R}^6$

Nous avons appliqué la méthode d'optimisation ACO à ces contrôleurs pour obtenir des paramètres optimaux du quadrirotor pendant le vol, en mettant l'accent sur la stabilité et en minimisant l'erreur de position, ce qui permet de générer des réponses précises et rapides à partir des vitesses du quadrirotor. La fonction objective décrite dans l'équation (IV.9) aide à identifier les gains optimaux du contrôleur à l'aide de l'ACO pour assurer une réponse de sortie favorable. De plus, les paramètres de l'algorithme ACO pour le réglage du P-PID sont présentés dans le tableau IV. 1 suivant :

Tableau IV. 1 Paramètres ACO

Paramètre	Valeur
Espace de recherche des paramètres du contrôleur	[0-100]
Nombre de fourmis N	07
Nombre d'espace de recherche n	04
Taux d'évaporation des phéromones ρ	0.5
Nombre d'itération	20
ξ	2
Influence de la phéromone α	1

IV.4.2 Le système de contrôle de la boucle interne

Au départ, nous utilisons l'algorithme ACO basé sur la fonction objectif pour déterminer les valeurs des paramètres P-PID, PID et PD dans la boucle interne qui contrôle l'altitude le long de l'axe z ainsi que les angles de roulis (ϕ), tangage (θ) et lacet (ψ) du quadrirotor.

Première étape : initialement, les valeurs désirées pour les trois angles sont fixées à zéro et la valeur désirée pour z_d est définie à 1 mètre. Ensuite, le programme est exécuté avec une durée de simulation de $t=40s$, et les résultats sont présentés dans la figure suivante.

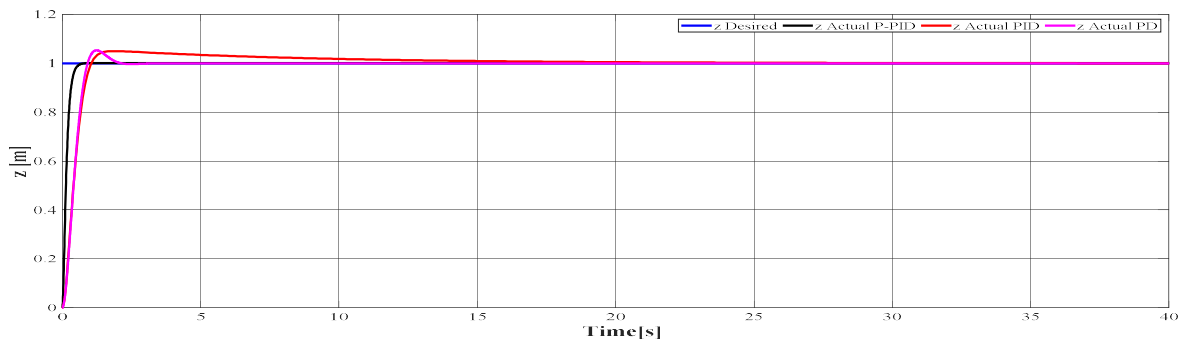


Figure IV. 7 Réponse du quadrirotor sur l'axe z

La méthode ACO ajuste automatiquement les paramètres optimaux pour les contrôleurs P-PID, PID et PD, dont les valeurs sont détaillées dans le tableau IV.2. Le tableau IV.3 présente les performances de la réponse du signal de sortie de ces contrôleurs lors du décollage du quadrirotor sur l'axe z. Les trois types de contrôleurs ont atteint une réponse et une stabilité idéales du signal, comme illustré sur la figure IV.7. Le contrôleur P-PID s'est particulièrement distingué par des temps de montée et de stabilisation plus rapides. De plus, une erreur statique minimale a été observée entre les valeurs d'entrée requises et les valeurs de sortie, sans aucun dépassement.

Deuxième étape : Pour la prochaine étape, nous utilisons les valeurs des paramètres obtenues à partir du contrôleur z dans le modèle. Nous définissons les angles de roulis souhaités comme $\phi_d = \pi/3 \text{ rad}$, le tangage comme $\theta_d = \pi/3 \text{ rad}$, et le lacet comme $\psi_d = \pi/3 \text{ rad}$, puis nous présentons les résultats dans les figures suivantes.

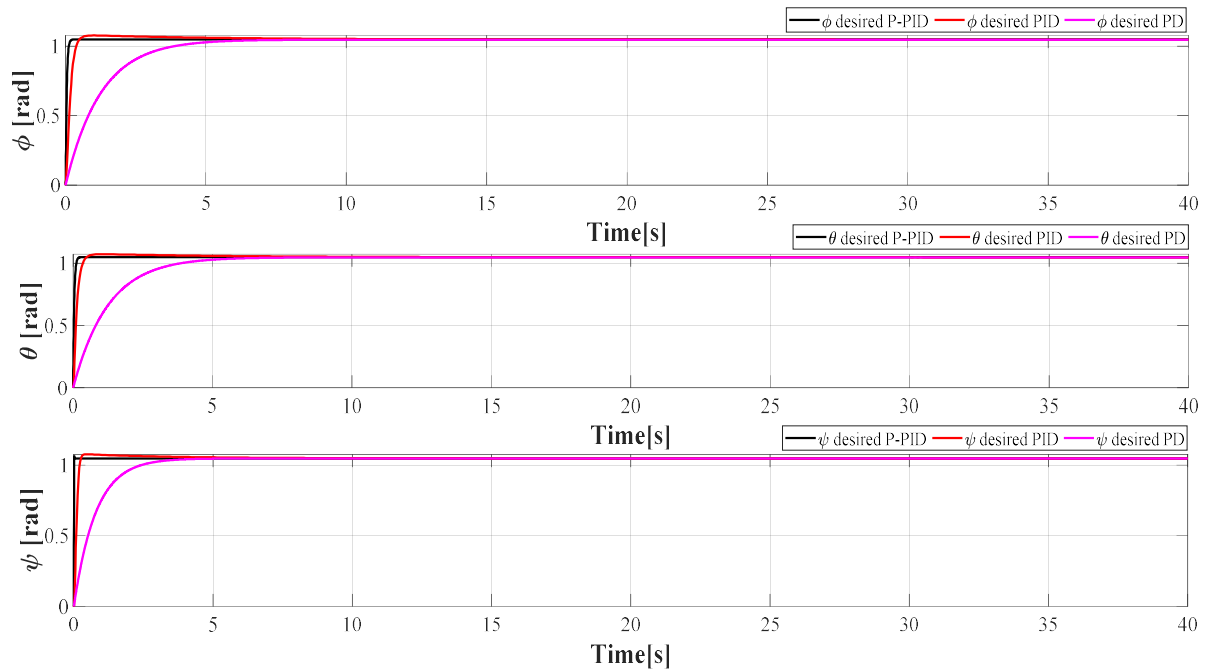


Figure IV. 8 Réponse quadrirotor sur trois angles

Cette figure IV. 8 illustre la sortie des trois angles du quadrirotor, montrant un signal parfaitement stable sans dépassement et une erreur statique négligeable grâce à une précision minimale. Les temps de montée et de stabilisation du signal étaient plus rapides.

Le tableau V.3 présente les gains et les performances des contrôleurs obtenus par la méthode ACO, basée sur la fonction objective utilisée. De plus, il est à noter que le contrôleur P-PID présente les meilleures performances pour les angles du quadrirotor par rapport aux autres contrôleurs. Les performances sont calculées à l'aide de la commande MATLAB stepinfo.

Tableau IV. 2 Paramètres du contrôleur de boucle interne optimisés à l'aide de l'ACO

	Les sorties	z	ϕ	θ	ψ
P-PID	K_{p1}	5	10	10	45
	K_{p2}	34.29	20.39	20.39	22.75
	K_i	0.36	0.80	0.80	0.54
	K_d	5.47	0.81	0.81	0.12
PID	K_p	13.47	8.15	8.15	4.08
	K_i	1.63	1.59	1.59	1.20
	K_d	6.09	1.21	1.21	0.40
PD	K_p	11.96	20.36	20.36	20.35
	K_d	4.70	25.44	25.44	15.90

Tableau IV. 3 Les performances des contrôleurs dans la boucle interne

	Les performances	z	ϕ	θ	ψ
P-PID	t_m	0.3001	0.0844	0.0845	0.0105
	t_r	0.5532	0.1506	0.1507	0.0194
	Erreur	3.4600e-05	3.4520e-04	3.4720e-04	2.4310e-04
	Os%	0.0567	0.1216	0.1218	0
PID	t_m	0.6929	0.2565	0.2652	0.1578
	t_r	9.3928	2.5580	2.5268	1.7077
	Erreur	4.6543e-04	1.7111e-04	1.4671e-04	7.0201e-05
	Os%	4.8714	2.6528	2.6224	2.7621
PD	t_m	0.6302	0.1660	2.7480	1.7177
	t_r	0.9556	0.3038	4.8933	3.0585
	Erreur	3.2100e-04	4.4772e-08	4.4772e-08	9.2094e-05
	Os%	1.5387	1.1449e-05	1.1449e-05	0.1463

IV.4.3 Le système de contrôle de boucle externe

Nous définissons les valeurs de tous les paramètres des contrôleurs de la boucle interne comme déterminé dans la section précédente. Ensuite, nous avons recherché les paramètres optimaux pour la boucle externe afin de contrôler les coordonnées de position (x, y) . Il existe une relation interconnectée entre la position et la position angulaire (roulis et tangage).

Les angles de roulis (ϕ_d) et de tangage (θ_d) souhaités sont décrits dans l'équation (III. 32) et calculés à partir des sorties des contrôleurs u_x et u_y , ainsi que du lacet souhaité (ψ_d). Par conséquent, les angles de tangage et de lacet souhaités varieront en fonction des valeurs déterminées par les contrôleurs précédemment installés pour les positions x et y . Ce processus est résumé dans la figure IV.6. Nous définissons le temps de simulation SIMULINK/MATLAB à $t=40s$ et spécifions les coordonnées de position souhaitées (x, y, z) pour le quadrirotor. Lorsque le quadrirotor monte le long de l'axe z jusqu'à une hauteur de $z_d=1m$, après un temps de $t=10s$, il se déplace vers les coordonnées désignées, atteignant avec précision les positions spécifiées à $x_d=1m$ et $y_d=1m$.

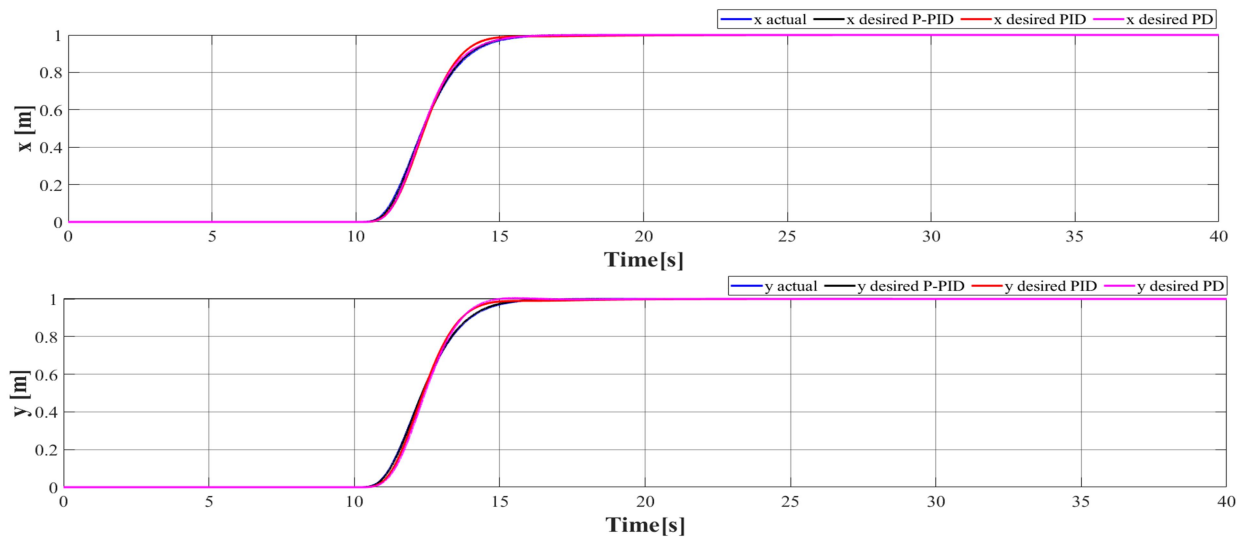


Figure IV. 9 Réponse quadrirotor sur les axes x et y

La figure IV.9 affiche les résultats de simulation des contrôleurs réglés à l'aide de la méthode ACO pour le quadrirotor, démontrant l'atteinte réussie de la position souhaitée avec une convergence plus rapide vers la coordonnée définie. Notamment, le contrôleur PD présente le meilleur temps de montée et le meilleur temps de stabilisation. Cependant, le contrôleur P-PID offre une précision supérieure, caractérisée par l'absence d'erreur statique et de dépassement du signal.

De plus, sur la figure IV.10, pendant l'intervalle de temps de $t = 10.19s$ à $16.5s$, un changement dans le signal de position angulaire est observé lorsque le quadrirotor se déplace vers la position souhaitée et revient à 0 rad une fois la position atteinte. La réponse aux positions angulaires est rapide, garantissant d'excellentes performances et stabilité du signal. Cependant, un dépassement est observé dans l'angle de lacet (ψ) du contrôleur PD.

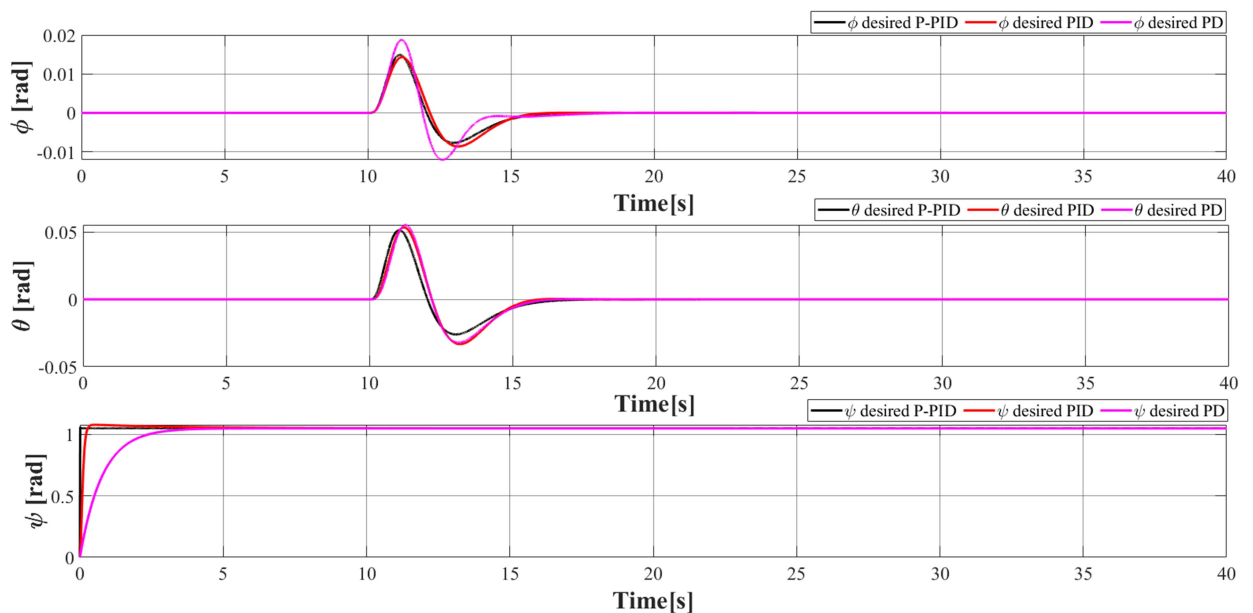


Figure IV. 10 Angles générés pendant le vol

L'application de la méthode d'optimisation ACO facilite la détermination des paramètres cruciaux du contrôleur pour maintenir la stabilité du quadrirotor pendant le vol et assurer sa navigation vers l'emplacement spécifié. Il ressort clairement des valeurs présentées dans le tableau IV. 4 ci-dessous que ces résultats entraînent des performances de signal améliorées.

Tableau IV. 4 Paramètres du contrôleur de boucle externe optimisés à l'aide de l'ACO

Les sorties		x	y
P-PID	K_{p1}	5	15
	K_{p2}	8.14	4.78
	K_i	1.63	1.84
	K_d	5.47	5.47
PID	K_p	13.47	13.47
	K_i	3.67	4.59
	K_d	9.14	9.14
PD	K_p	22.75	9.56
	K_d	4.58	4.70

Tableau IV. 5 Les performances des contrôleurs en boucle externe

Les performances		x	y
P-PID	t_m	2.6508	2.7144
	t_r	15.1355	15.2765
	Erreur	0	0
	Os%	0	0
PID	t_m	2.3746	2.3551
	t_r	14.7183	14.6810
	Erreur	4.4020e-06	3.7036e-06
	Os%	4.7015e-04	3.3004e-05
PD	t_m	2.5039	2.3034
	t_r	15.1311	14.4027
	Erreur	1.5927e-12	1.5310e-13
	Os%	9.4080e-11	0.4750

IV.5 Simulation et résultats

Nous mettons en œuvre la simulation et décrivons les résultats expérimentaux de l'application de la méthode d'optimisation ACO pour régler le contrôleur P-PID proposé pour un quadrirotor dynamique non linéaire. Notre objectif est de déterminer les meilleurs paramètres de gain et d'étudier l'efficacité et la robustesse du contrôleur proposé par rapport aux contrôleurs PID et PD standard. De plus, l'impact des perturbations externes est pris en compte. Le modèle mathématique est décrit dans les équations (III.25). Nous avons utilisé les paramètres du modèle de quadrirotor DJI F450. Les valeurs des paramètres employés dans cette étude sont présentées dans le tableau V.6 [137].

Tableau IV. 6 Paramètres du quadrirotor

Paramètre	Valeur	Unité	Description
m	1.20	kg	Masse totale
l	0.225	m	Longueur du bras
g	9.81	m/s ²	Accélération due à la gravité
I_x	0.0035	kgm ²	Moment d'inertie autour de l'axe-x
I_y	0.0035	kgm ²	Moment d'inertie autour de l'axe-y
I_z	0.005	kgm ²	Moment d'inertie autour de l'axe-z
b	9.8×10^{-6}	N/m	Coefficient de poussée
d	1.6×10^{-7}	-	Coefficient de traînée

Les simulations du quadrirotor ont été réalisées sur la base des équations décrites dans (III.23-III.45), en utilisant SIMULINK/MATLAB. Ces simulations visaient à mettre en œuvre et évaluer les paramètres de six contrôleurs optimisés selon la méthode ACO. Plus précisément, l'accent était mis sur l'évaluation des signaux de sortie du contrôleur P-PID pendant le suivi de trajectoire, en les comparant avec d'autres contrôleurs tels que PID et PD.

De plus, cette étude explore diverses trajectoires pour examiner les problèmes de performances de contrôle et évaluer la stabilité du quadrirotor pendant le suivi de trajectoire. L'objectif est de minimiser les erreurs de position et d'éliminer les dépassements tout en obtenant une réponse rapide. Pour évaluer la robustesse et les performances du système de contrôle de suivi de trajectoire, deux scénarios de simulation sont proposés.

IV.5.1 Scénario 1 : Performance du système sans perturbations externes

Dans le premier scénario, une trajectoire circulaire d'un diamètre de 0,5 m a été choisie, comme spécifié dans l'équation IV.14, sans perturbations extérieures. Le quadrirotor monte initialement à une hauteur de 1 m. Après $t=10s$, le quadrirotor suit les coordonnées de trajectoire prescrites et tourne autour de l'axe z selon un angle $\psi_d = \pi/3$. Il effectue un tour en $t=40s$, revenant à ses coordonnées initiales ($x = 0, y = 0$, et $z = 0$). Les résultats sont représentés dans les figures ci-dessous.

$$\begin{cases} x_d = 0.5 \sin((\pi/3) * t) + 5 \\ y_d = 0.5 \cos((\pi/3) * t) \end{cases} \quad (IV.14)$$

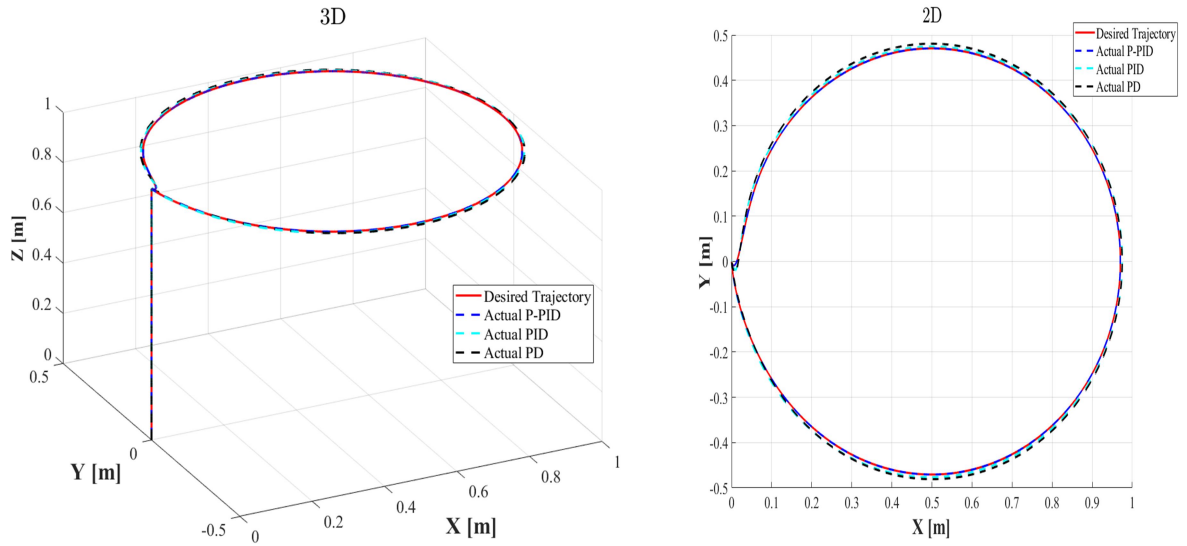


Figure IV. 11 Suivi de trajectoire pour le scénario 1

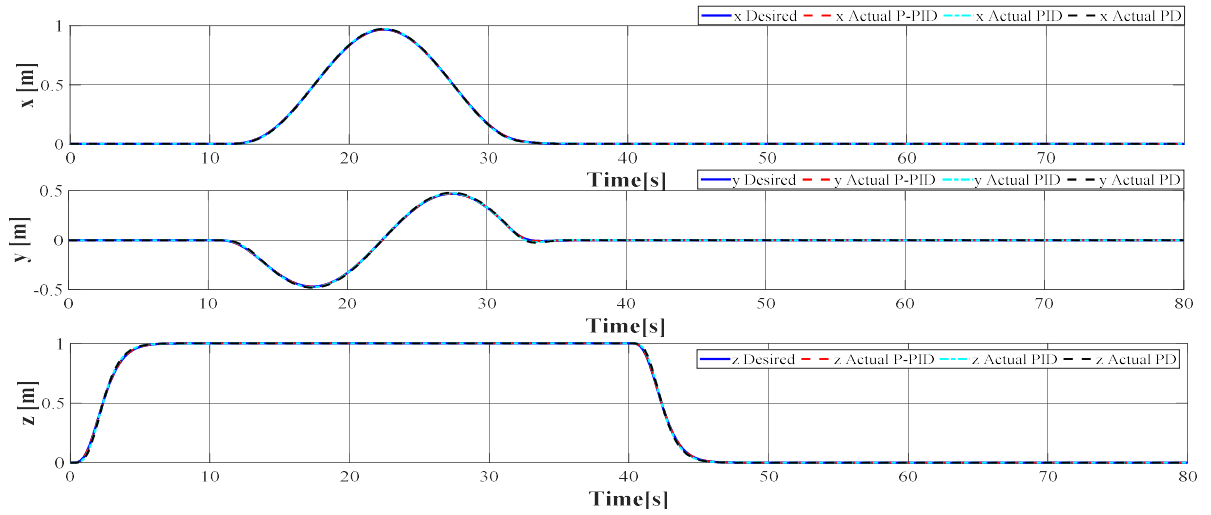


Figure IV. 12 Suivi de position pour le scénario 1

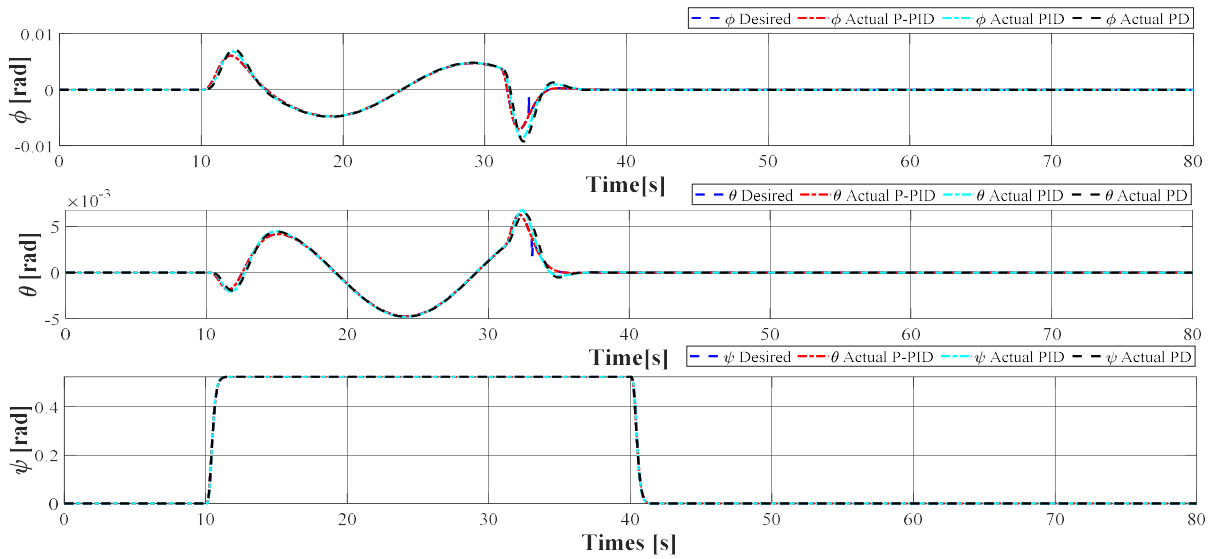


Figure IV. 13 Suivi d'attitude pour le scénario 1

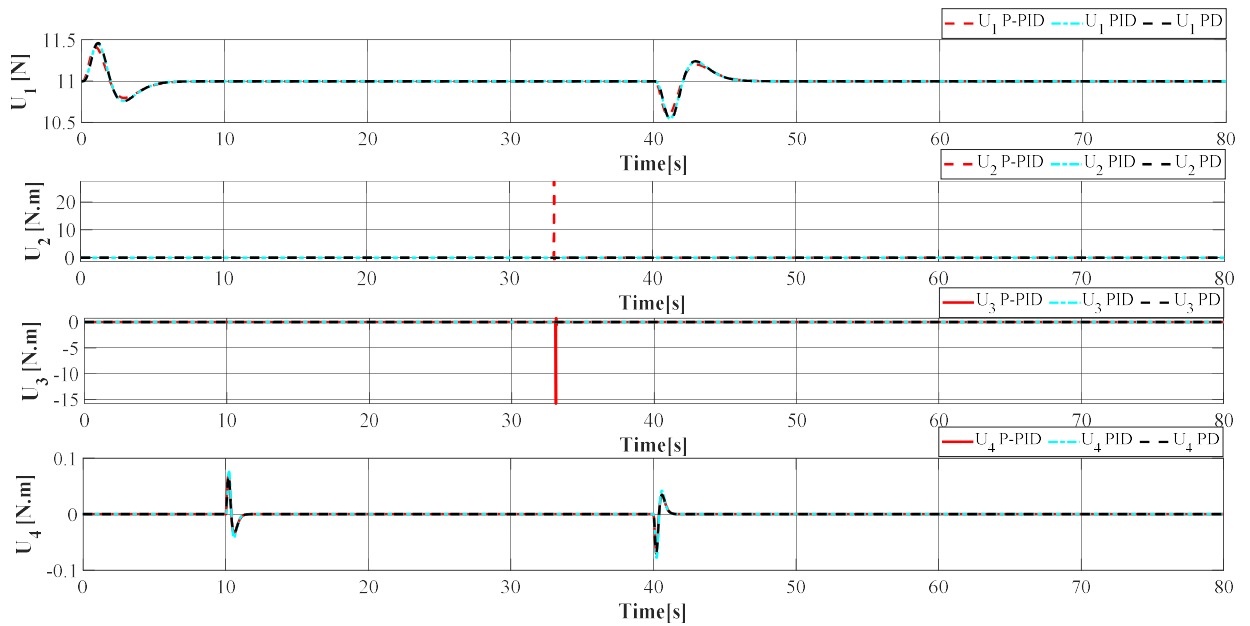


Figure IV. 14 Entrées de contrôle pour le scénario 1

Les résultats obtenus à partir des simulations SIMULINK/MATLAB pour une trajectoire circulaire sans perturbations externes sont présentés dans les figures IV.11 à IV.12. Ces résultats démontrent que les trois contrôleurs P-PID, PID et PD maintiennent la stabilité du système tout en suivant avec précision la trajectoire souhaitée. Alors que les contrôleurs PID et PD présentaient de très petites erreurs de suivi, les signaux de sortie du contrôleur P-PID correspondaient exactement à la trajectoire. Ainsi, la méthode ACO a optimisé efficacement les gains des contrôleurs, améliorant ainsi les performances, comme en témoignent les résultats.

La figure IV.13 illustre une réponse angulaire rapide aux changements de direction de trajectoire, contribuant à la stabilité du vol, les trois angles (roulis, tangage, lacet) ne montrant que de petites variations : le roulis varie entre $-0,007 \times 10^{-13}$ et $0,006 \times 10^{-13}$, le tangage entre $-0,004$ et $0,0067$, et le lacet de 0 à $0,5$.

La figure IV.14 représente les valeurs d'entrée variables des contrôleurs du modèle quadrirotor, qui gèrent les ajustements de cap et assurent la stabilité. Lorsque le quadrirotor effectue une rotation complète, on observe que le contrôle des valeurs de roulis et de tangage atteint son niveau le plus élevé.

Sur la figure IV.15, les résultats montrent que les erreurs de position pour le contrôleur P-PID sont inférieures à celles des deux autres contrôleurs. De plus, la figure IV.16 montre clairement qu'il y a une légère impulsion d'erreur de 3×10^{-13} dans l'angle de (ϕ) à $t=33.112s$, tandis que les performances dans les angles de tangage (θ) et de lacet (ψ) sont également meilleures.

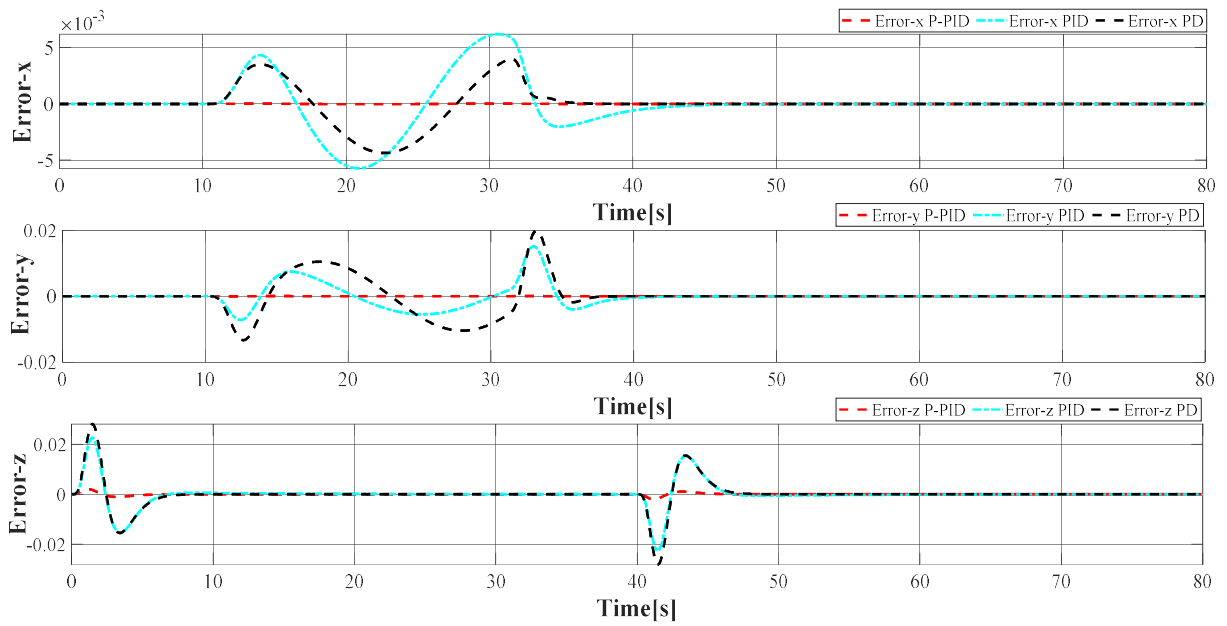


Figure IV. 15 Erreurs de position dans le scénario 1

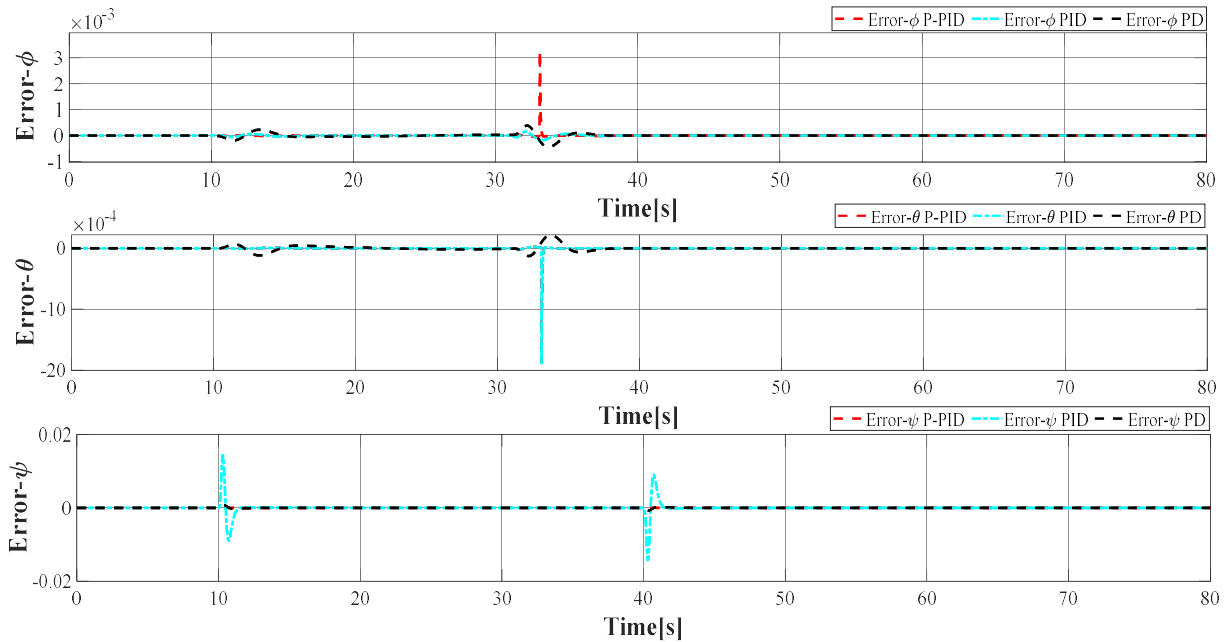


Figure IV. 16 Erreurs d'attitude dans le scénario 1

IV.5.2 Scénario 2 : Robustesse du système avec perturbations externes

Pour confirmer l'efficacité de ce travail, un scénario de robustesse du contrôleur P-PID proposé a été réalisé en vérifiant les résultats de simulation. Cette vérification a été effectuée en utilisant la trajectoire d'un fort cyclone en spirale dynamique dans l'espace 3D, induit par une perturbation externe. De plus, des variations ont été introduites dans les valeurs des paramètres nominaux du système, résultant de l'incertitude affectant les propriétés mécaniques du quadrirotor. Ces équations sont exprimées comme suit :

- Les incertitudes sont introduites à différents moments: à $t \geq 5$ s pour m , $t \geq 10$ s pour I_x , $t \geq 20$ s pour I_y , et à $t \geq 40$ s pour I_z . où $\Delta m = 0.35m$ et $\Delta I_i = 0.5I_i$ pour $i \in \{x, y, z\}$.
- Perturbation externe appliquée est définie par $\mathcal{D}(t) = 4 * (\sin 1.5 t + \sin 10 t)$, comme illustré sur la figure IV.17.

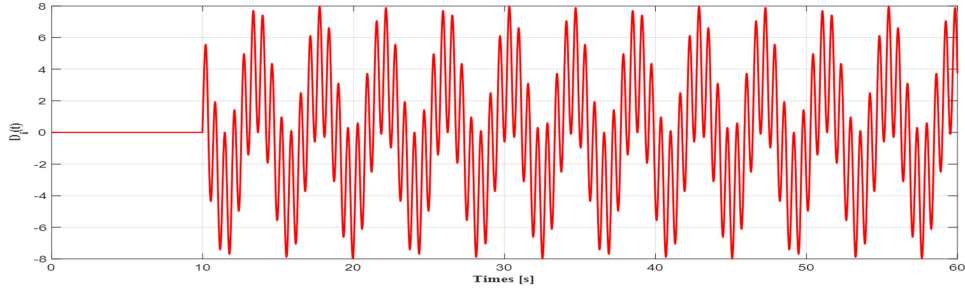


Figure IV. 17 Perturbation externe

Avant le temps $t < 10$ s, le quadrirotor se déplace le long de l'axe z et les coordonnées initiales de la trajectoire souhaitée sont définies comme $x_d = 0$ m, $y_d = 0$ m. L'angle de rotation autour de l'axe z est $\psi_d = 0$ rad. Après un intervalle de temps compris entre 10 s et 65 s, la trajectoire souhaitée que le quadrirotor doit suivre est déterminée, comme le montre l'équation ci-dessous :

$$\begin{cases} z_d = 0.05 * (t + 2) \\ x_d = 0.1 * t * \cos\left(\frac{2\pi t}{15}\right) \\ y_d = 0.1 * t * \sin\left(\frac{2\pi t}{15}\right) \\ \psi_d = \pi \sin\left(\frac{2\pi}{15}\right) \end{cases} \quad (IV.15)$$

Les figures ci-dessous affichent des résultats de simulation illustrant l'évolution du mouvement du quadrirotor le long de la trajectoire souhaitée du Cyclone, soumis à des perturbations et incertitudes externes.

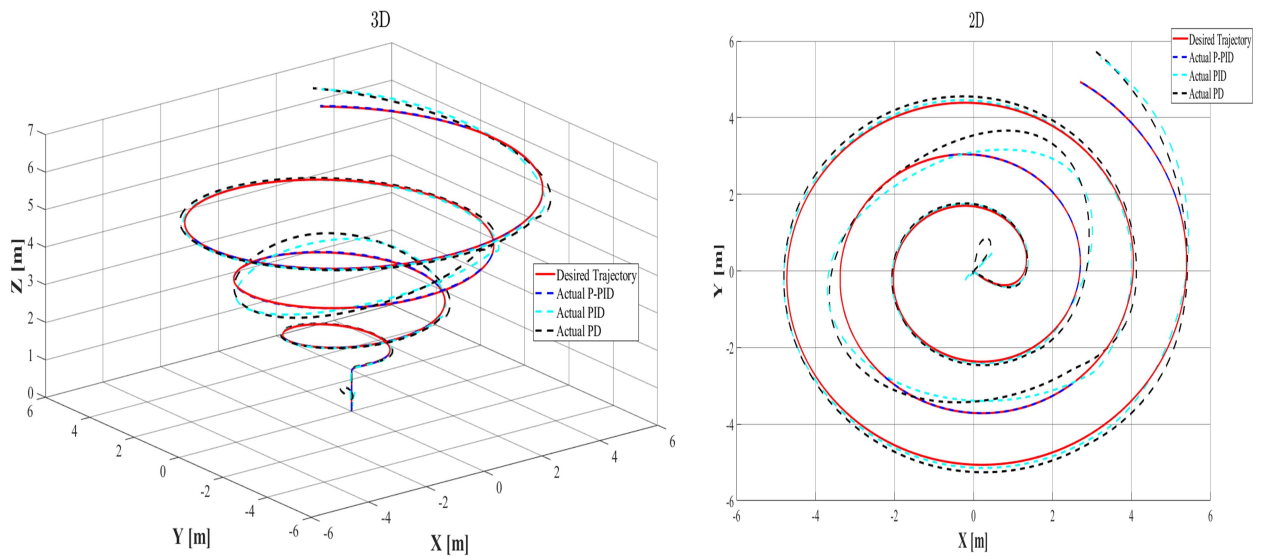


Figure IV. 18 Suivi de trajectoire pour le scénario 2

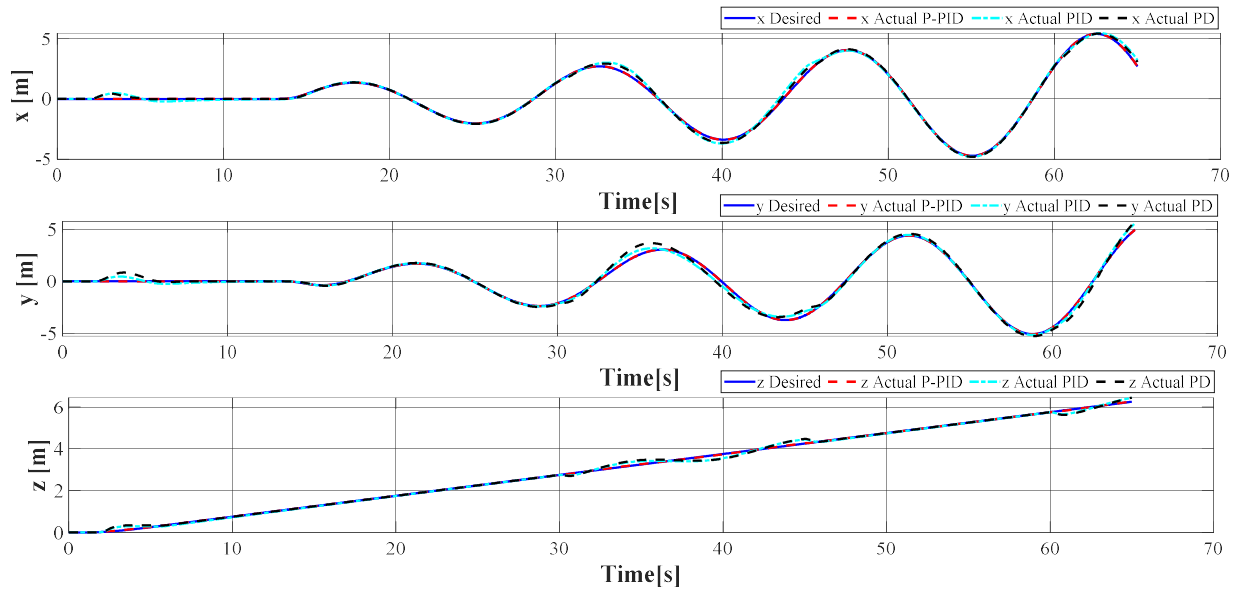


Figure IV. 19 Suivi de position pour le scénario 2

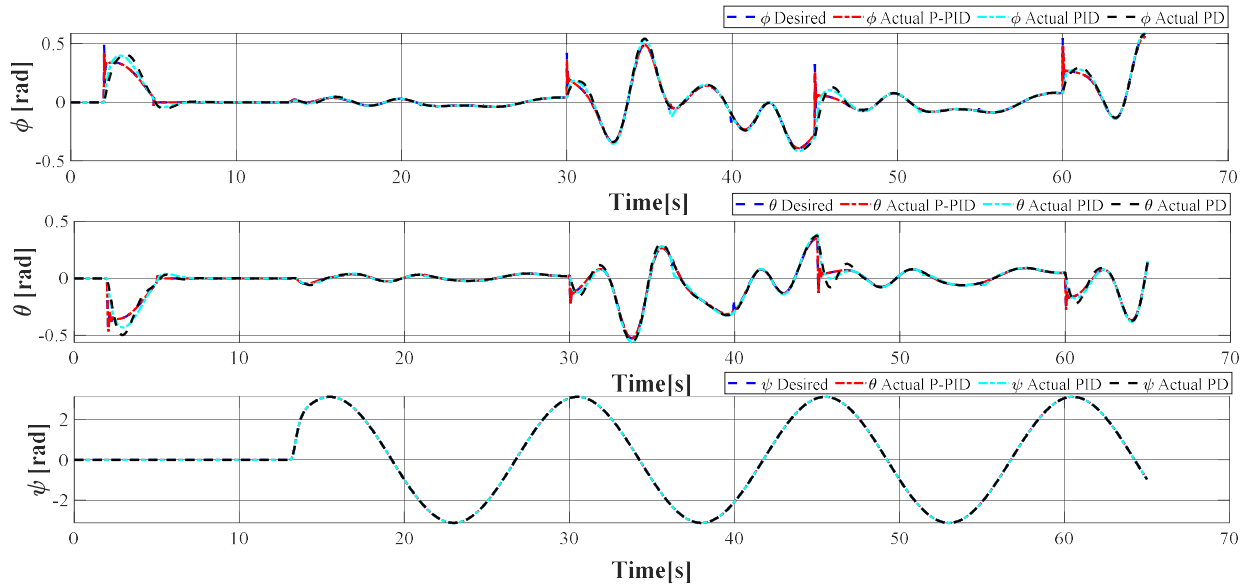


Figure IV. 20 Suivi d'attitude pour le scénario 2

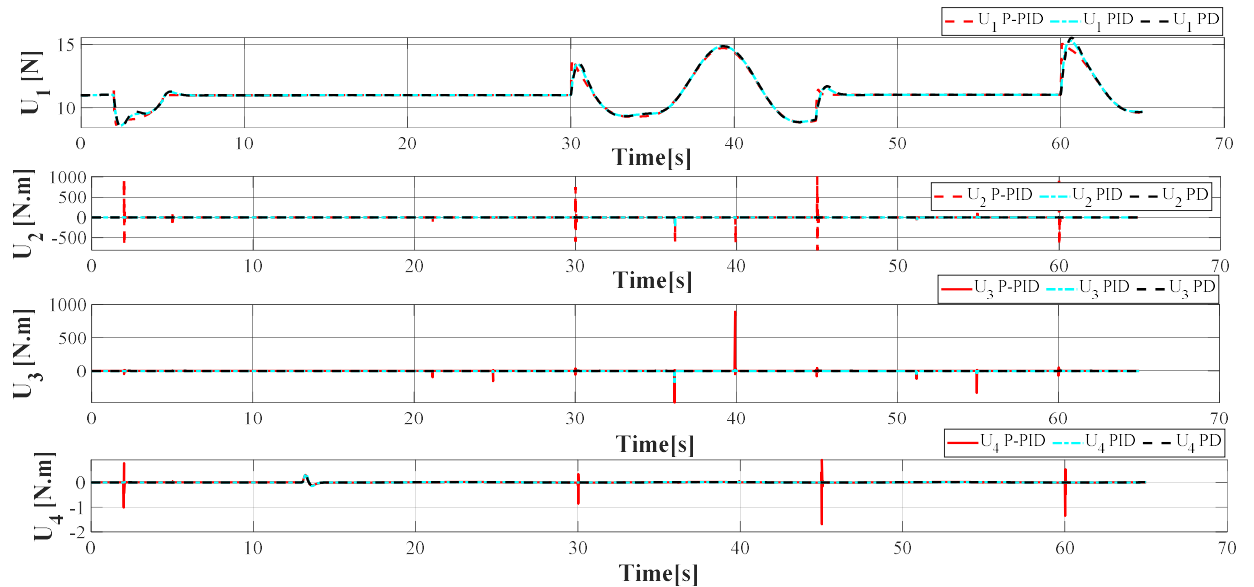


Figure IV. 21 Entrées de commande pour le scénario 2

Les performances du système dans le suivi de la trajectoire souhaitée pour un scénario d'ouragan complexe à l'aide du contrôleur P-PID proposé se caractérisent par une efficacité et une précision élevées tout au long du trajet, même au milieu de perturbations et d'incertitudes externes, comme illustré sur la figure IV.18 et 19. Le comportement de réponse cohérent du système aux coordonnées (x, y et z) démontre en outre les performances de navigation réussies du quadrirotor par rapport à d'autres contrôleurs tels que PID et PD. La sortie du contrôle de trajectoire implique des changements dans les valeurs des angles de roulis, de tangage et de lacet, la figure IV.20 montrant un temps de réponse rapide pour la stabilisation sans dépassement du signal de sortie.

La figure IV.21 illustre les entrées de commande, décrivant des signaux de commande fluides. De plus, le succès de la méthode d'optimisation ACO utilisée dans cette recherche a été démontré par sa capacité à définir les valeurs optimales pour les gains des six contrôleurs P-PID à l'aide de la fonction objectif, obtenant ainsi les meilleurs paramètres pour le signal de sortie. La simulation a montré que la robustesse et les performances du quadrirotor maintiennent la stabilité et réagissent rapidement pour améliorer la gestion des erreurs, malgré les conditions externes difficiles rencontrées lors des changements de trajectoire. Ceci est mis en évidence par l'erreur de position et l'erreur d'attitude illustrées sur les figures IV.22 et IV.23.

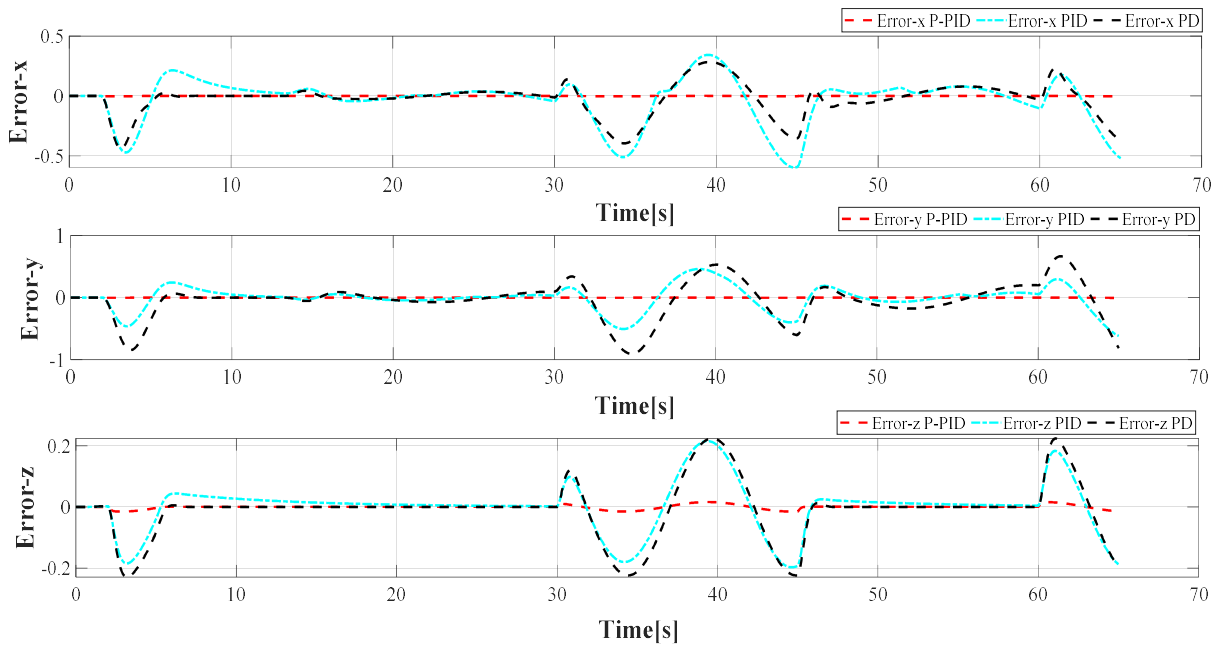


Figure IV. 22 Erreurs de position dans le scénario 2

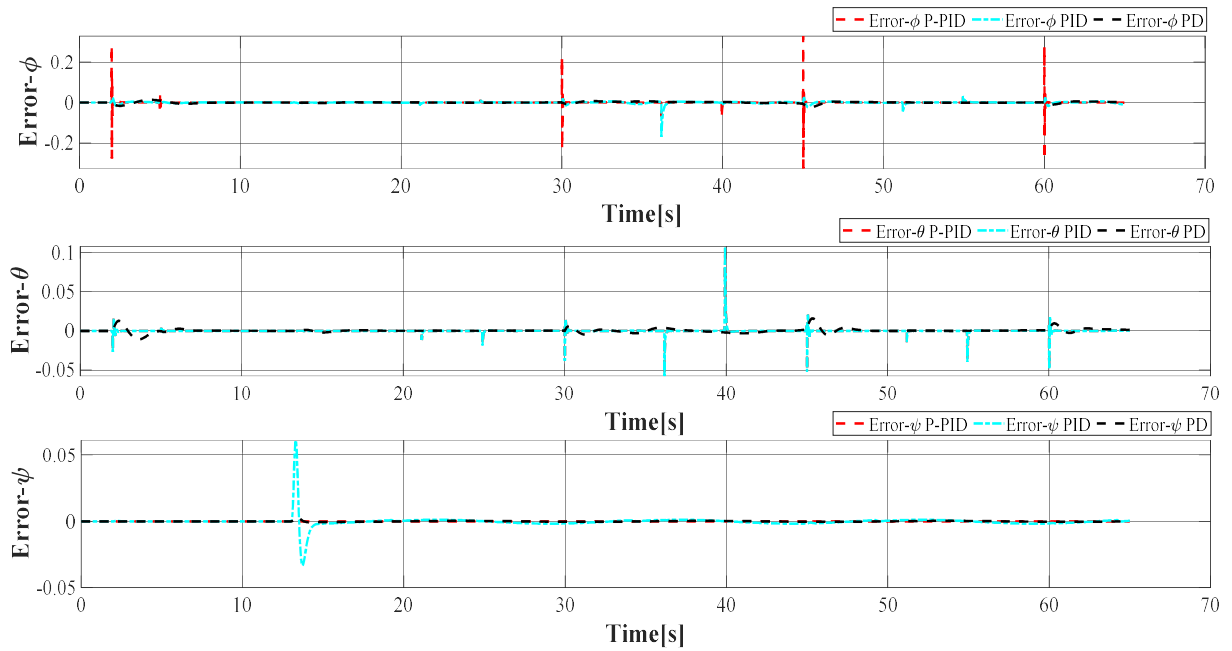


Figure IV. 23 Erreurs d'attitude dans le scénario 2

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre, l'efficacité et la robustesse du contrôleur P-PID pour un système dynamique non linéaire d'un quadrirotor pendant la navigation aérienne ont été confirmées. L'optimisation des paramètres de sortie a été réalisée en utilisant l'approche d'optimisation ACO, permettant de trouver les meilleures valeurs de gain en utilisant la fonction objectif pour obtenir les performances idéales du système. L'algorithme ACO a pu effectuer une recherche locale avec un taux de convergence rapide.

De plus, d'après les résultats obtenus à partir de simulations utilisant le logiciel MATLAB, le contrôleur P-PID proposé a surpassé les contrôleurs PID et PD, étant plus robuste, flexible et efficace en termes de performances dynamiques, telles que la réduction du dépassement, du temps de montée, du temps de stabilisation, de l'erreur fixe et de la réponse en matière de traçabilité, de trajectoire et de stabilité en navigation aérienne, même dans des conditions de turbulences externes et d'incertitude paramétrique. En outre, l'utilisation de quadrirotors pour surveiller les palmiers permet d'identifier les types de maladies causant des dommages aux cultures de dattes.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons une application pratique axée sur l'utilisation d'une caméra montée sur un quadrirotor pour détecter les maladies causées par Boufaroua dans les fruits du palmier dattier. Nous démontrerons l'utilisation de cette technologie innovante pour surveiller les cultures et diagnostiquer les maladies avec précision et efficacité à l'aide des images capturées depuis du quadrirotor.

Implémentation d'une commande de modèle de quadrirotor pour la surveillance et la détection de maladie

Contenu

V.1 Introduction	96
V.2 Matériel du quadrirotor.....	96
V.2.1 Châssis mécanique.....	96
V.2.2 Unité de commande et contrôle	97
V.2.3 Capteurs de stabilisation et navigation.....	97
V.2.3.1 Module IMU GY-87.....	97
V.2.3.1.1 Le capteur gyroscope et accéléromètre.....	98
V.2.3.1.2 Le capteur mesurant la pression barométrique.....	98
V.2.3.1.3 Le capteur de détection de l'orientation magnétique.....	98
V.2.3.2 Capteur de distance à ultrasons	99
V.2.4 Émetteur radio.....	99
V.2.5 Propulsion et alimentation électrique	100
V.2.5.1 Source d'énergie.....	100
V.2.5.2 Le contrôleur ESC	101
V.2.5.3 Hélices et moteurs	101
V.2.5.4 Module d'acquisition d'images	102
V.3 Environnement de programmation	102

V.3.1 Outil de programmation et configuration	102
V.3.2 Communication des données I2C	104
V.4 Conception et intégration du système	104
V.4.1 Architecture globale du système	104
V.4.2 Calibration des composants	106
V.4.2.1 Calibration de MPU 6050	108
V.4.2.2 Calibration de l'ESC	110
V.4.2.3 Calibration du QMC5883L.....	110
V.5 Tests et validation expérimentale	111
V.5.1 Implémentation du contrôleur	111
V.5.1.1 Mesures de sécurité lors des essais	111
V.5.1.2 Conception et mise en œuvre d'un système de contrôle.....	111
V.5.1.3 Limites de l'étude	113
V.5.2 Application pour la détection de la maladie de la Boufaroua	113
V.6 Conclusion	115

V.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons le travail pratique relatif à la construction d'un modèle de quadrirotor et à l'application du contrôleur proposé, dans le but de relier la recherche théorique à l'application pratique. Une caméra de surveillance a également été utilisée pour capturer des images haute résolution des fruits du palmier dattier, permettant ainsi de collecter les données nécessaires à l'analyse et à l'évaluation de l'état sanitaire des fruits. Les images acquises sont ensuite traitées à l'aide du modèle DPMD-CNN afin de détecter et classer les fruits sains et infectés.

En outre, les composants électroniques et les logiciels utilisés seront expliqués en détail afin de créer un système de contrôle intégré garantissant la stabilité du quadrirotor en vol, tout en lui permettant d'effectuer les tâches de prise de vue nécessaires pour la détection des maladies.

V.2 Matériel du quadrirotor

La construction d'un modèle de quadrirotor pour l'application pratique nécessite l'utilisation d'un ensemble de composants essentiels, qui peuvent être résumés comme suit, avec une explication du rôle de chaque composant :

V.2.1 Châssis mécanique

Le travail pratique de cette thèse repose sur le châssis F450, fabriqué par la société DJI Innovation et conçu en forme de X, comme illustré dans la figure.V.1. Ce châssis sert de support pour l'installation de tous les composants essentiels du quadrirotor. Le châssis F450 se distingue par une haute résistance aux chocs, grâce à son design innovant comprenant quatre bras fabriqués en matériau PA66+30GF ultra-résistant [138], chacun mesurant 45 cm de longueur. Les bras sont fixés à une plaque PCB, qui sert de base pour connecter tous les composants électroniques, y compris les quatre moteurs et la batterie.



Figure V. 1 Châssis DJI F450

V.2.2 Unité de commande et contrôle

Le quadrirotor est contrôlé par la carte de développement ESP32-WROOM DevKitC à 38 broches, un module intégrant le Wi-Fi et le Bluetooth. Cette carte assure le traitement des données en recevant les signaux du module IMU GY-87 et du capteur à ultrasons, puis en envoyant des commandes aux contrôleurs électroniques de vitesse (ESC), afin de diriger l'appareil selon la trajectoire souhaitée.

Cette carte se distingue par ses hautes performances, fonctionnant avec une architecture 32 bits basée sur un processeur double cœur Tensilica Xtensa® LX6, atteignant une fréquence maximale de 240 MHz. Elle intègre une mémoire SRAM de 520 Ko et une mémoire Flash de 4 Mo [139], offrant ainsi une capacité suffisante pour des applications embarquées complexes. En outre, elle offre une large gamme d'entrées et de sorties, comme illustré dans la figure.V.2. Les principales utilisations de ces entrées/sorties incluent des connecteurs PWM dédiés au contrôle des quatre moteurs, ainsi que le protocole I2C utilisé pour la communication avec les capteurs.

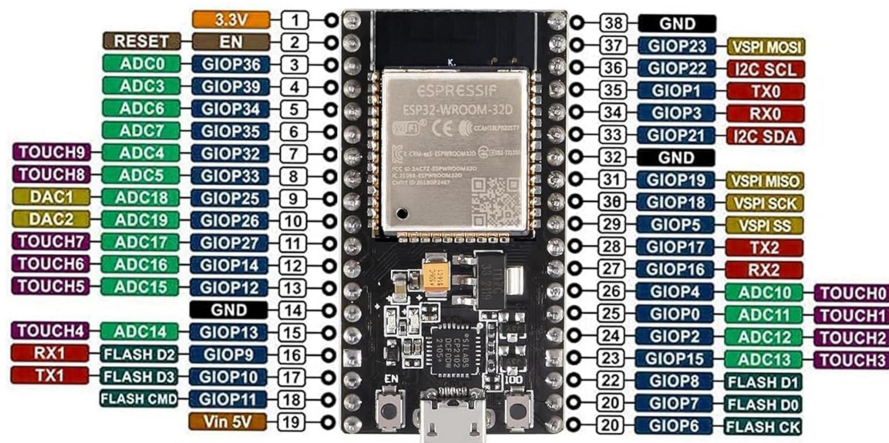


Figure V. 2 Architecture ESP32-WROOM DevKitC avec 38 broches

V.2.3 Capteurs de stabilisation et navigation

V.2.3.1 Module IMU GY-87

Le module GY-87, illustré dans la figure V.3, est composé de trois capteurs intégrés : le MPU6050, qui mesure l'accélération linéaire et la vitesse angulaire, le QMC5883L, destiné à la détection de l'orientation magnétique (boussole) et le BMP180, utilisé pour mesurer la pression atmosphérique ainsi que l'altitude. Chaque capteur dispos d'une adresse I2C spécifique, et l'ensemble du module est connecté à la carte ESP32-WROOM DevKitC via le protocole I2C, assurant ainsi un transfert de données rapide et efficace.

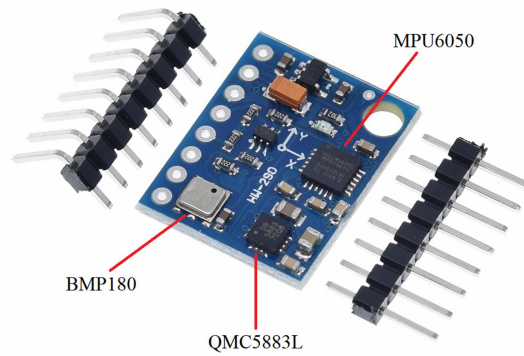


Figure V. 3 Module IMU GY-87

V.2.3.1.1 Le capteur gyroscope et accéléromètre

Le capteur IMU (Inertial Measurement Unit) de type MPU 6050 est utilisé pour suivre le mouvement du quadrirotor sur six axes, contribuant ainsi à améliorer le contrôle en envoyant des signaux à l'unité de commande. Ce capteur intègre un accéléromètre triaxial pour mesurer les accélérations dans toutes les directions, ainsi qu'un gyroscope triaxial pour déterminer les angles du quadrirotor autour de chaque axe.

Le capteur est alimenté par un courant continu avec une tension de $1,8\text{ V} \pm 5\%$. Le gyroscope peut être configuré pour fonctionner dans des plages complètes programmables : ± 250 , ± 500 , ± 1000 et ± 2000 degrés/seconde, avec une consommation de courant de fonctionnement de 3,6 mA. Quant à l'accéléromètre, il offre une sortie numérique avec des plages de mesure complètes programmables de $\pm 2g$, $\pm 4g$, $\pm 8g$ et $\pm 16g$, tout en consommant un courant de fonctionnement de 500 μA . L'adresse I2C par défaut du MPU6050 est 0x68.

V.2.3.1.2 Le capteur mesurant la pression barométrique

Le capteur BMP180 est utilisé pour la mesure numérique de la pression atmosphérique et de la température. Il est fabriqué par la société Bosch. Ce capteur permet d'estimer l'altitude de manière indirecte à partir des mesures de pression, et se connecte à l'ESP32 via le protocole I2C. L'adresse I2C par défaut du BMP180 est 0x77.

Le BMP180 offre une plage de mesure de la pression allant de 300 hPa à 1100 hPa, ce qui correspond à une altitude comprise entre -300 mètres et 9000 mètres au-dessus du niveau de la mer, avec une précision d'environ 0,02 hPa. Il fonctionne avec une tension d'alimentation comprise entre 1,8 V et 3,6 V [140].

V.2.3.1.3 Le capteur de détection de l'orientation magnétique

Le QMC5883L est un capteur magnétométrique triaxial (axes X, Y et Z), considéré comme une version améliorée du célèbre HMC5883L. Il est intégré dans le module GY-87 et

communiquant avec le microcontrôleur ESP32 via le protocole I2C, avec une adresse I2C par défaut de 0x0D.

Le QMC5883L permet de déterminer l'orientation d'un système quadrirotor pendant la navigation aérienne en mesurant le champ magnétique terrestre. Il sert à corriger les dérives dues à l'estimation de l'orientation basée uniquement sur le gyroscope.

Ce capteur offre une résolution programmable et peut être configuré pour fonctionner dans différentes plages de sensibilité telles que ± 2 Gauss et ± 8 Gauss, avec une fréquence d'échantillonnage pouvant atteindre 200 Hz. Il fonctionne avec une tension d'alimentation typique de 3,3 V et se distingue par une faible consommation d'énergie, ce qui le rend idéal pour les applications mobiles et embarquées.

V.2.3.2 Capteur de distance à ultrasons

Le capteur de distance à ultrasons, illustré à la figure V.4, est utilisé pour mesurer l'altitude du quadrirotor le long de l'axe Z. Il fonctionne en émettant une impulsion sonore à haute fréquence (40 kHz) depuis l'unité d'émission (Trigger), qui est ensuite réfléchi par un objet et capté par l'unité de réception (Echo).

Ce capteur génère un signal numérique sous forme d'impulsions dont la durée est proportionnelle à la distance mesurée. Ce signal est transmis à l'unité de commande, où la durée de l'impulsion est convertie en distance. Cette valeur est ensuite comparée à la consigne d'altitude, et l'erreur obtenue est utilisée dans la boucle de rétroaction afin d'ajuster l'altitude et d'assurer la stabilité du système.

Le capteur fonctionne sous une tension continue de 5 V, avec une faible consommation de courant d'environ 15 mA, et prend en charge une plage de détection allant de 2 cm à 400 cm, avec une précision de mesure de $\pm 0,3 \text{ cm} + 1 \%$.



Figure V. 4 Capteur ultrason analogique HC-SR04

V.2.4 Émetteur radio

L'émetteur constitue l'un des éléments essentiels du système de contrôle d'un quadrirotor, car il représente l'interface principale entre l'utilisateur et le quadrirotor. Dans ce

projet, l'émetteur radio a été conçu et assemblé manuellement afin de transmettre sans fil les commandes de vol au quadrirotor, comme illustré dans la figure V.5.

Il est basé sur une carte Arduino Nano, chargée de lire et d'analyser les entrées de l'utilisateur via deux manettes de commande (joysticks). Le premier joystick contrôle l'altitude (Throttle) et l'orientation autour de l'axe Z (Yaw), tandis que le second gère le déplacement horizontal du quadrirotor selon les axes X et Y, en agissant sur les angles d'orientation tangage et roulis.

De plus, le dispositif est équipé de deux boutons : le bouton Run, utilisé pour démarrer le quadrirotor, et le bouton CAL, destiné à la calibration des contrôleurs de vitesse ESC lors de la première mise en service. L'émetteur est équipé d'un module de transmission sans fil NRF24L01, utilisé pour envoyer instantanément les commandes de vol. De son côté, le quadrirotor est équipé d'un module récepteur du même type NRF24L01, connecté à une unité de commande principale ESP32.

Dès réception des signaux, l'ESP32 interprète les commandes et les traduit en instructions exécutables, appliquées aux moteurs et aux systèmes de stabilisation, permettant ainsi une réponse rapide et précise aux actions de l'utilisateur.



Figure V. 5 Émetteur conçu pour le contrôle manuel du quadrirotor

V.2.5 Propulsion et alimentation électrique

V.2.5.1 Source d'énergie

La batterie LiPo (Lithium Polymère) est utilisée comme principale source d'alimentation pour le quadrirotor, fournissant de l'énergie à l'unité de contrôle, à tous les capteurs, ainsi qu'aux quatre moteurs BLDC et à leurs contrôleurs électroniques (ESCs). Cette batterie se distingue par son poids léger par rapport à sa capacité énergétique élevée, ce qui améliore les performances et l'efficacité du quadrotor.

La batterie fournit une puissance élevée avec une tension de 11,1 V et une capacité de 3300 mAh, comme indiqué dans la figure.V. 6. Il s'agit d'un modèle 3S, ce qui signifie qu'elle

est composée de trois cellules connectées en série, chacune ayant une tension d'environ 3,7 V, donnant ainsi un total de 11,1 V.



Figure V. 6 Batterie LiPo 3S 11, 1 V 3300 mAh

V.2.5.2 Le contrôleur ESC

Le contrôleur de vitesse électronique ESC montré dans la figure.V. 7 est conçu à l'aide d'un ensemble de MOSFETs pour contrôler la vitesse des moteurs BLDC du quadrirotor, assurant ainsi un vol fluide et stable. L'unité est compatible avec des batteries LiPo de type 2-6S et supporte un courant continu de 40 ampères.

Elle contient également un régulateur de tension interne séparé de 5 V et reçoit des signaux PWM (modulation de largeur d'impulsion) dans une plage allant de 1000 à 2000 μ s de l'unité de contrôle.



Figure V. 7 ESC 40A

V.2.5.3 Hélices et moteurs

Un moteur BLDC de 2000KV est utilisé, caractérisé par une haute vitesse de rotation, tournant à 2000 tours par minute (RPM) par volt appliqué, en l'absence de charge. Il est léger, avec un poids de 37,5 grammes, et présente des dimensions compactes : 35 mm de longueur et 28 mm de diamètre.

Le moteur fonctionne sous une tension de 12 V et consomme un courant de 1 A. En se basant sur la constante de vitesse 2000KV, la vitesse de rotation théorique peut être calculée comme suit :

$$2000 \times 12 = 24000 \text{ RPM} \quad (V.1)$$

Ainsi, le moteur peut atteindre une vitesse de 24 000 tours par minute lorsqu'il est alimenté en 12 V, en l'absence de charge.

Des hélices en plastique de type 1147R sont fixées sur le moteur présenté à la figure. V.8. Elles sont légères, avec un poids de 10 g et une longueur de 279,4 mm. Ces hélices sont utilisées pour générer la portance et la poussée nécessaires pour déplacer le quadrirotor de manière efficace.

Il existe des moteurs et des hélices qui tournent dans le sens des aiguilles d'une montre et d'autres qui tournent dans le sens inverse. Pour inverser la direction de rotation des moteurs, on inverse les fils connectés entre l'ESC et le moteur BLDC, ce qui change la direction de rotation du moteur.



Figure V. 8 Moteur BLDC et hélice

V.2.5.4 Module d'acquisition d'images

Une caméra ESP32-CAM RGB avec un capteur OV2640 2M de type RGB est installée sur le quadrirotor, comme illustré dans la figure.V.9, dans le but de capturer des images des fruits de palmier-dattier pour un diagnostic permettant de déterminer si les fruits sont atteints de maladies ou non.

La caméra utilise la technologie Wi-Fi 802.11b/g/n pour transmettre les données et est programmée à l'aide du logiciel MATLAB. La caméra est équipée d'un processeur central avec une architecture 32 bits et une vitesse pouvant atteindre 240 MHz, ainsi que d'une mémoire SRAM intégrée de 520 Ko et d'une mémoire PSRAM externe de 4 Mo [141].



Figure V. 9 Esp32-cam

V.3 Environnement de programmation

V.3.1 Outil de programmation et configuration

L'unité de contrôle ESP32-WROOM DevKitC du quadrirotor a été programmée à l'aide du logiciel MATLAB/Simulink version 2022b. La bibliothèque Embedded Coder Support for arduino Microcontrôleurs, téléchargeable depuis le site officiel de MathWorks, contient un ensemble de modèles prêts à l'emploi qui simplifient le processus de génération de

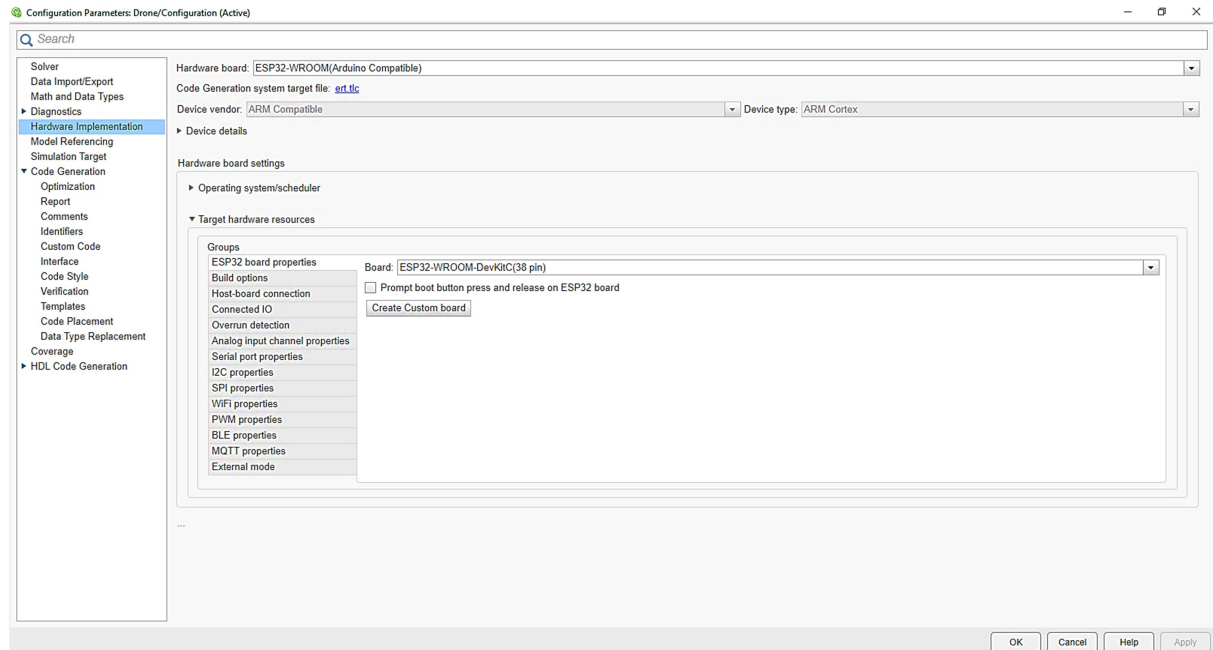


Figure V. 11 Paramètres de configuration de l'ESP32

V.3.2 Communication des données I2C

La communication et l'échange de données entre l'unité de contrôle principale ESP32-WROOM DevKitC et les capteurs ainsi que les modules externes s'effectuent via le protocole I2C, un protocole série permettant la communication entre les périphériques à l'aide de seulement deux fils.

Dans ce travail, nous devons connecter l'unité de contrôle au module GY-87 en utilisant uniquement deux lignes : SDA (Serial Data Line), responsable du transfert des données entre l'unité de contrôle et le capteur, et SCL (Serial Clock Line), responsable de la synchronisation du transfert des données avec le signal d'horloge.

Les adresses des trois capteurs doivent être correctement configurées sur l'ESP32 afin de garantir la réception précise des données. Ces données peuvent ensuite être traitées et analysées dans Simulink pour stabiliser le quadrirotor et en assurer le contrôle pendant le vol.

V.4 Conception et intégration du système

V.4.1 Architecture globale du système

Pour construire un quadrirotor avec une configuration en croix (type X), les composants sont connectés comme indiqué dans le schéma de la figure V.12. La structure utilisée est le châssis DJI F450, composé de quatre bras et de deux plaques PCB. Le contrôleur ESP32-WROOM DevKitC, le module GY-87 ainsi que le capteur à ultrasons ont

été installés sur une carte PCB spécialement conçue, dotée de connecteurs dédiés au pilotage des quatre moteurs via les ESC, comme illustré à la figure V.13. Par ailleurs, quatre moteurs BLDC munis d'hélices sont fixés aux extrémités des bras et connectés aux sorties des contrôleurs électroniques de vitesse (ESC).

Le module NRF24L01 est installé sur le quadrirotor et relié à l'unité de commande afin de recevoir les instructions transmises par l'émetteur radio, permettant ainsi le contrôle du démarrage et du vol du quadrirotor.

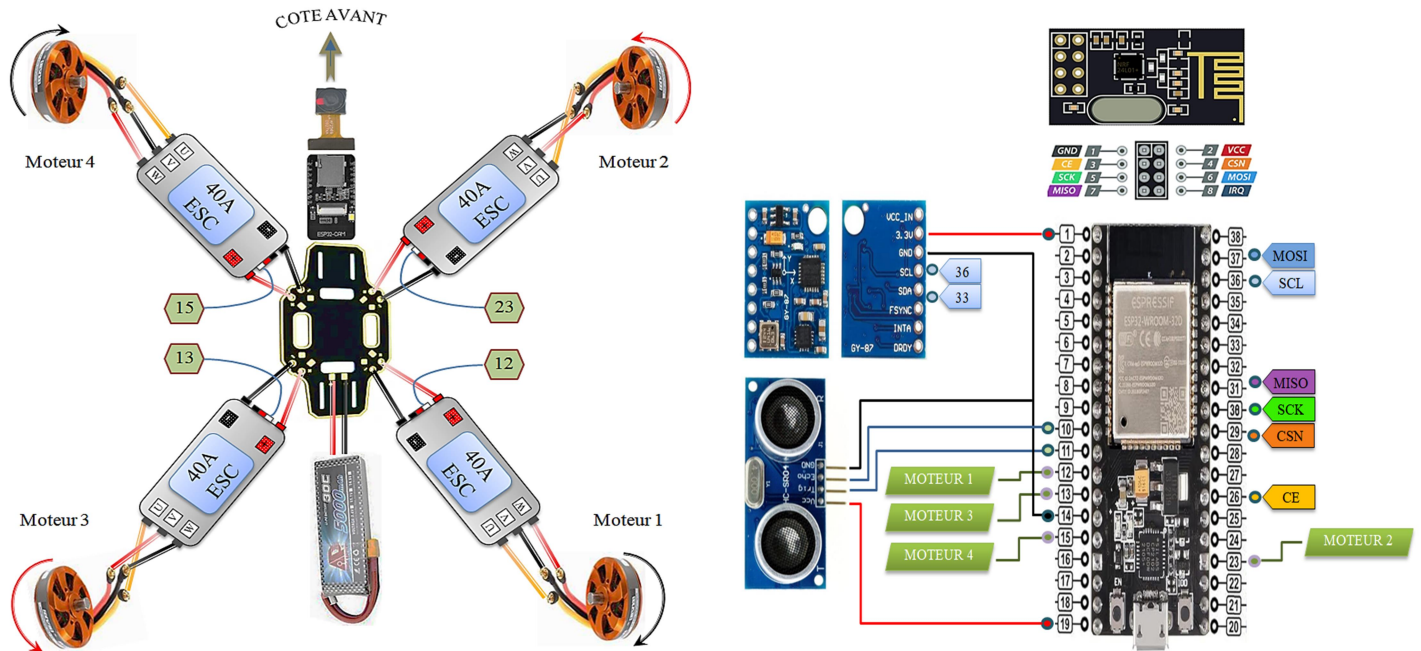


Figure V. 12 Schéma d'assemblage du quadrirotor

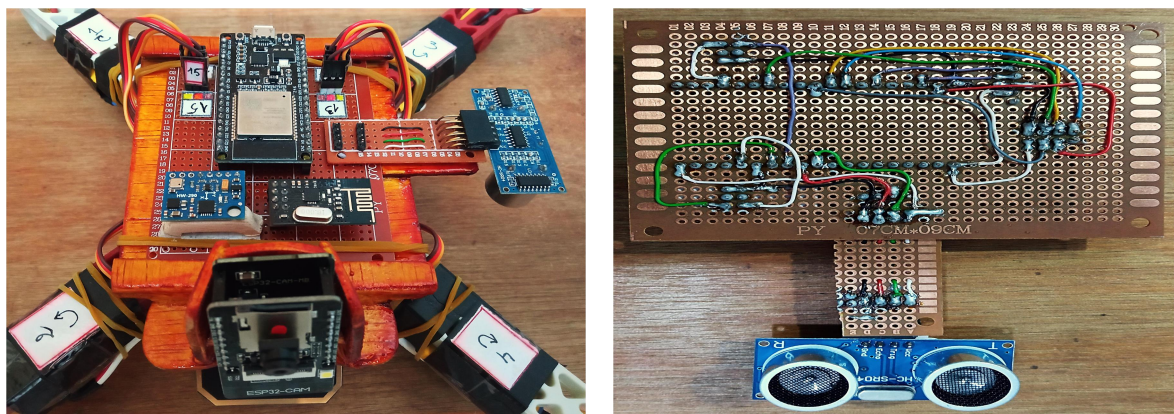


Figure V. 13 Intégration de l'ESP32-WROOM et des capteurs sur PCB

Les moteurs sont configurés de manière à ce que deux d'entre eux tournent dans le sens des aiguilles d'une montre, tandis que les deux autres tournent dans le sens inverse. Pour inverser la rotation des moteurs, deux fils parmi les trois du moteur doivent être inversés. Quant aux câbles d'alimentation des entrées ESC, ils sont soudés sur la plaque PCB avec les fils de la batterie lithium. Le troisième fil, utilisé pour contrôler la vitesse des moteurs, est

connecté aux sorties du contrôleur ESP32-WROOM DevKitC, configuré pour générer des signaux PWM.

La batterie doit être soigneusement fixée entre les deux plaques PCB pour éviter qu'elle ne bouge pendant le vol, ce qui pourrait causer des problèmes de performance. La connexion de la batterie ne doit être effectuée qu'après s'être assuré que tous les composants sont correctement installés et prêts à fonctionner.

La caméra ESP32-CAM a été installée à l'avant du quadrirotor afin de capturer des images des fruits des palmiers dattiers pendant le vol. Les images capturées sont directement transmises à l'ordinateur via une connexion sans fil, où elles sont analysées à l'aide du modèle de classification DPMD-CNN. Ce modèle permet de déterminer avec précision l'état des fruits, qu'ils soient sains ou infectés.

La figure.V. 14 présentes le design final du quadrirotor utilisé dans ce travail, illustrant l'agencement précis et le montage optimal des composants pour garantir des performances optimales.

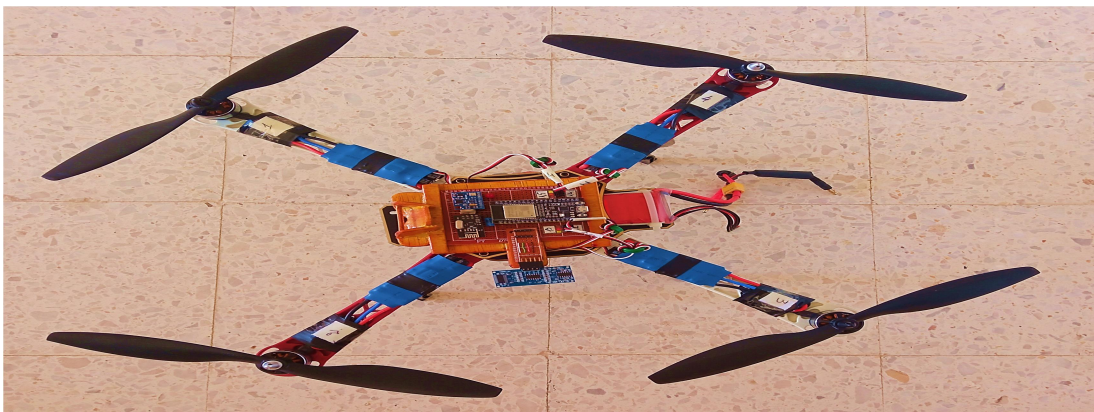


Figure V. 14 Le quadrirotor monté

V.4.2 Calibration des composants

Avant la mise en service, il est nécessaire d'effectuer le calibrage des composants électroniques du quadrirotor afin de garantir la précision de son fonctionnement et de maintenir sa stabilité dynamique en vol.

La figure V.15 illustre un organigramme détaillé des étapes principales de calibrage de l'ESC pour le moteur BLDC, ainsi que des modules capteurs intégrés sur la carte PCB du quadrirotor, depuis les premières étapes de calibrage jusqu'à la préparation complète du quadrirotor pour le décollage.

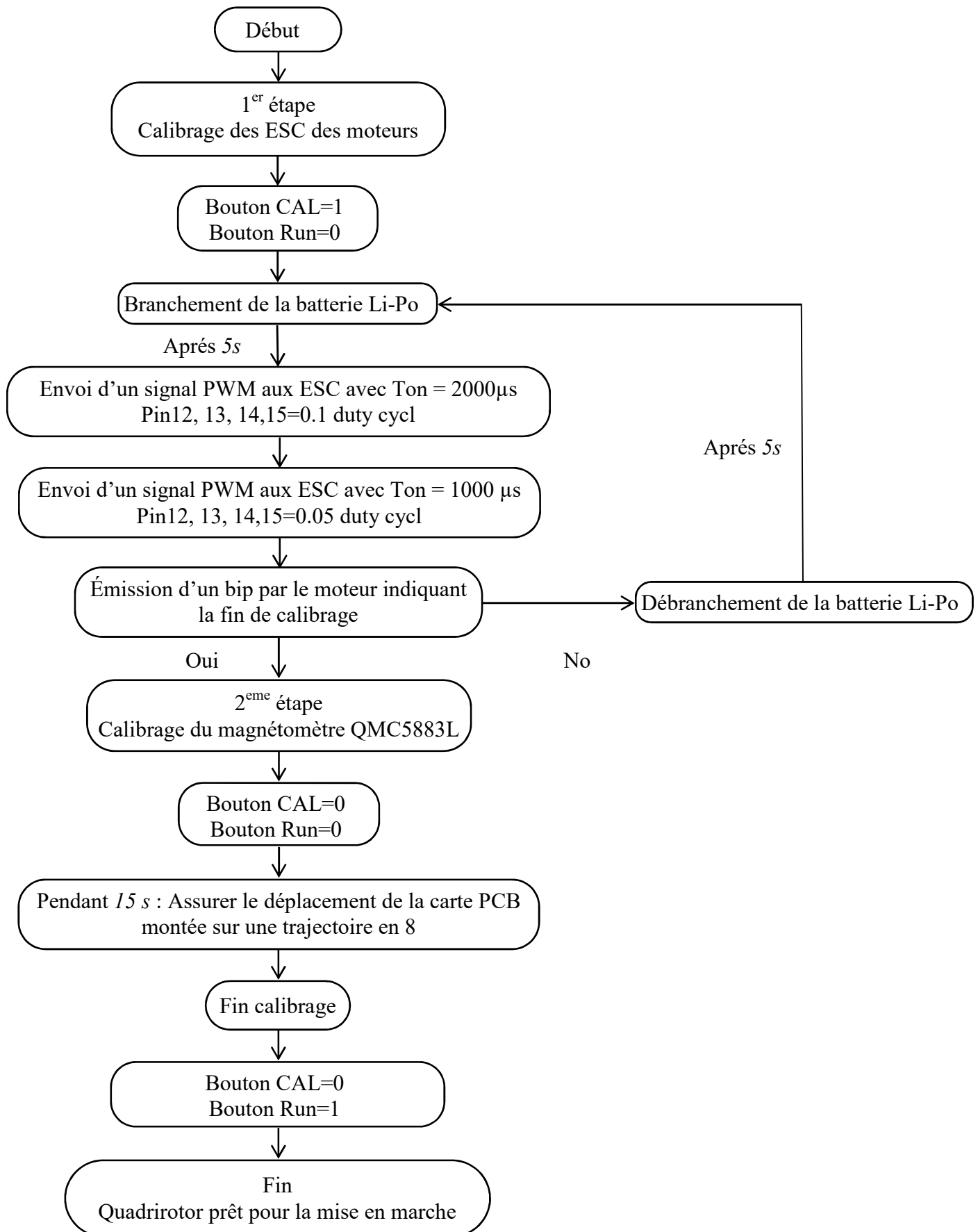


Figure V. 15 Organigramme des étapes de calibrage pour le quadrirotor

V.4.2.1 Calibration de MPU 6050

Le capteur est calibré pour réduire les erreurs de biais autour du zéro. Le MPU-6050 est connecté à l'unité de contrôle, et les données d'accélération provenant de l'accéléromètre et de vitesse angulaire provenant du gyroscope sont lues dans les trois axes (X, Y, Z). Dans la configuration idéale, le capteur est placé sur une surface stable et plane, de sorte que les lectures des axes X et Y sont nulles, tandis que la lecture de l'axe Z est de 1g (accélérations dues à la gravité terrestre).

En ce qui concerne la vitesse angulaire, en l'absence de mouvement, les valeurs mesurées sur les trois axes doivent être nulles. En cas de biais et de déviation par rapport à ces valeurs idéales, les valeurs sont ajustées pour être nulles.

Pour améliorer la précision des mesures d'angles, un filtre complémentaire (complementary filter) est utilisé pour fusionner les données de l'accéléromètre avec celles du gyroscope. À partir des données de l'accéléromètre sont utilisés pour estimer les angles à l'aide de l'équation (V.2). Cependant, ces angles peuvent être imprécis pendant le mouvement en raison des vibrations et du bruit affectant les mesures de l'accéléromètre.

D'un autre côté, le gyroscope fournit des mesures précises à court terme en intégrant la vitesse angulaire pour obtenir les angles, mais il souffre de dérive (drift) et d'accumulation d'erreurs au fil du temps. Par conséquent, les données de l'accéléromètre sont fusionnées avec celles du gyroscope à l'aide d'un filtre complémentaire du deuxième ordre, présenté dans l'équation (V.3)[142], afin d'assurer un compromis entre la précision et la stabilité dans l'estimation des angles pendant le mouvement, comme illustré dans la figure V.16.

$$\begin{cases} \phi_{acc}(Roll) = \tan^{-1} \left(\frac{Y_{acc}}{Y_{acc}^2 + Z_{acc}^2} \right) \\ \theta_{acc}(pitch) = \tan^{-1} \left(\frac{-X_{acc}}{Y_{acc}^2 + Z_{acc}^2} \right) \end{cases} \quad (V.2)$$

$$\theta = \frac{1}{s} \left[\dot{\theta}_g - \left(k_p + \frac{k_i}{s} \right) (\theta - \theta_c) \right] \quad (V.3)$$

Où:

$\dot{\theta}_g$ et θ_c représentent respectivement les mesures issues du gyroscope et de l'accéléromètre.

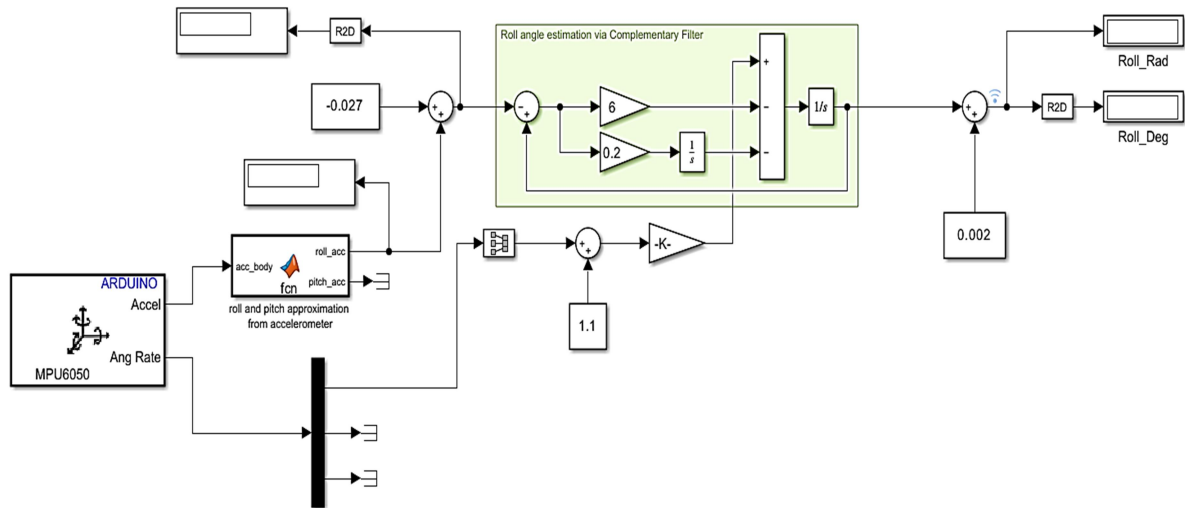


Figure V. 16 Fusion accéléromètre–gyroscope pour la mesure du roulis

La réussite du processus d'étalonnage est vérifiée en testant les angles mesurés. Dans un premier temps, le capteur est placé à un angle de 90 degrés, puis incliné à 45 degrés, ce qui correspond respectivement à $\pi/2$ et $\pi/4$ en radians, comme illustré dans la figure V.17.

Le signal est observé dans l'environnement Simulink de MATLAB afin de vérifier si les valeurs mesurées sont cohérentes avec l'inclinaison réelle du capteur. Comme le montre la figure V.18, les résultats obtenus confirment la précision des mesures et valident le succès de l'étalonnage.

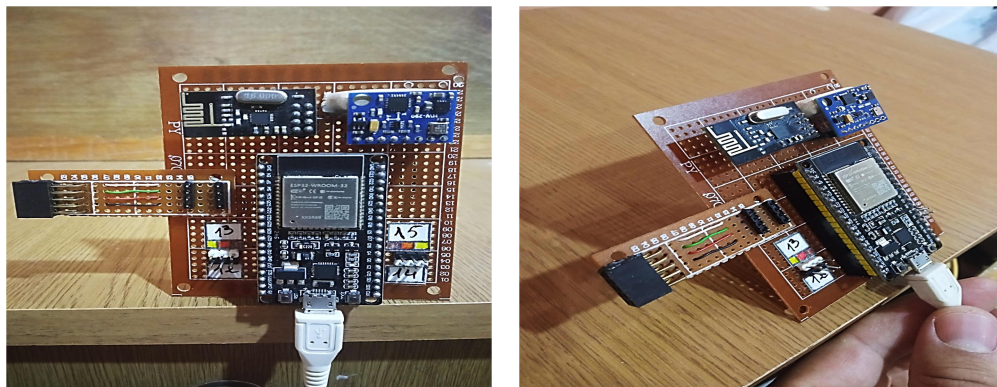


Figure V. 17 Vérification des angles du capteur à 45° et 90°

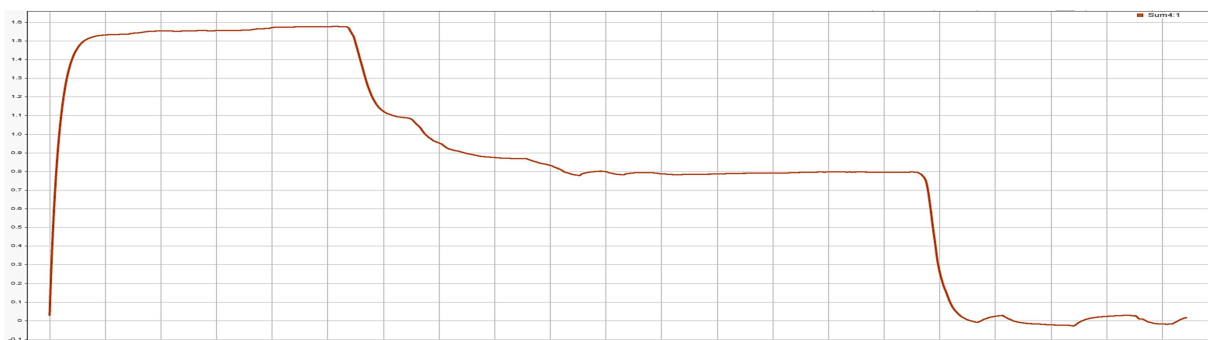


Figure V. 18 Validation du calibrage dans Simulink

V.4.2.2 Calibration de l'ESC

Quatre contrôleurs ESC ont été calibrés à l'aide de l'environnement Simulink MATLAB, comme illustré à la figure V.19, afin d'assurer le fonctionnement synchronisé et uniforme des moteurs BLDC du quadrirotor. Cette procédure de calibration consiste à envoyer un signal PWM avec une fréquence de 250 Hz, soit une période T de 0,004 seconde, depuis l'unité de commande. La largeur d'impulsion T_{on} varie entre 1000 μs , correspondant à un cycle de service d'environ 5 % arrêt du moteur, et 2000 μs , représentant un cycle de service de 10 % vitesse maximale du moteur.

Au début de la calibration, lorsque le bouton CAL est réglé à 1, la valeur maximale de 2000 μs est envoyée à l'ESC connecté au moteur BLDC, puis la batterie est branchée. Ensuite, le système effectue automatiquement un test d'auto-diagnostic accompagné d'une série de bips sonores. Après environ 5 secondes, lorsque le bouton CAL est remis à 0, la valeur minimale de 1000 μs est envoyée, ce qui déclenche un long bip indiquant la fin de la calibration et l'enregistrement des nouvelles valeurs dans l'ESC.

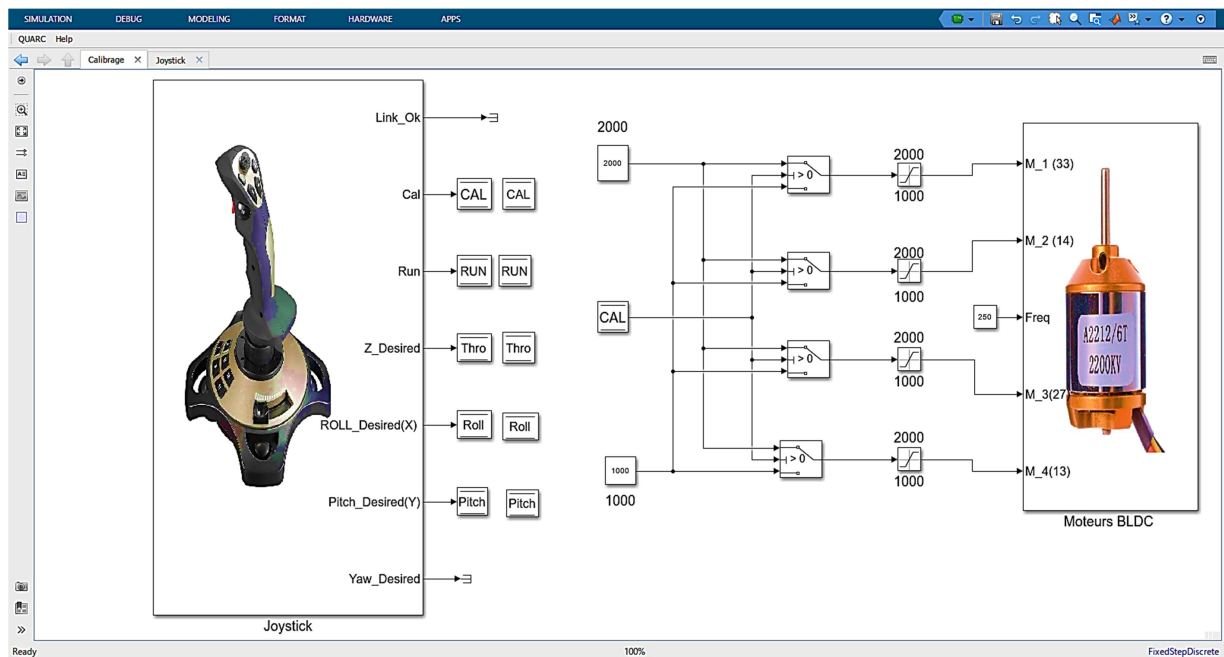


Figure V. 19 Calibration de l'ESC pour commander la vitesse du moteur BLDC

V.4.2.3 Calibration du QMC5883L

Le capteur QMC5883L mesure l'angle de lacet (Yaw) lors de la rotation autour de l'axe Z, en utilisant l'équation V.4. Pour obtenir des mesures précises, il est nécessaire d'étalonner le capteur en le déplaçant selon une trajectoire en forme de chiffre huit, afin de collecter ses données lors d'une rotation dans toutes les directions. Ensuite, les valeurs de

décalage (Offset) et d'échelle (Scale) sont calculées et appliquées par programmation aux lectures, afin de garantir des performances optimales.

$$\psi = \tan^{-1}(-MagY, MagX) \quad (V.4)$$

Où:

Mag X et MagY sont les valeurs lues de l'intensité du champ magnétique mesurée sur l'axe X et l'axe Y dans le référentiel du capteur QMC5883L.

V.5 Tests et validation expérimentale

L'expérimentation est réalisée à l'aide de MATLAB 2022b et traitée sur un ordinateur équipé d'un processeur Intel i7-6820HQ cadencé à 2,70 GHz avec 24 Go de mémoire RAM. Le contrôleur ESP32-WROOM DevKitC est programmé pour commander le quadrirotor, tandis que la caméra ESP32-CAM RGB est utilisée pour capturer des images des fruits du palmier dattier.

V.5.1 Implémentation du contrôleur

V.5.1.1 Mesures de sécurité lors des essais

Pour garantir un fonctionnement sûr et efficace du quadrirotor, veuillez respecter scrupuleusement les procédures préventives suivantes :

- ☐ Porter des lunettes de protection et des gants pendant le fonctionnement.
- ☐ Effectuer les essais dans une zone sûre, éloignée des personnes et des objets sensibles.
- ☐ Vérifier que la batterie est bien chargée et solidement fixée.
- ☐ Lors du test initial, faire fonctionner le système sans hélices afin de vérifier la validité des signaux PWM et du contrôle.
- ☐ Commencer les essais avec une puissance réduite (faible duty cycle), puis l'augmenter progressivement.
- ☐ Confirmez la connexion entre le quadrirotor et l'émetteur radio avant le décollage.
- ☐ Soyez prêt à interrompre immédiatement le vol en cas de comportement anormal.

V.5.1.2 Conception et mise en œuvre d'un système de contrôle

L'architecture du modèle de commande du quadrirotor a été conçue comme illustré sur la figure V.20, puis implémentée et déployée sur le contrôleur ESP32-WROOM DevKitC à l'aide des blocs disponibles dans l'environnement Simulink/MATLAB. Le contrôleur P-PID est réglé pour contrôler les quatre moteurs en minimisant l'erreur entre la valeur souhaitée et

celle lue par les capteurs, garantissant ainsi la stabilité du quadrirotor et un suivi précis de la trajectoire lors du décollage et du vol autour des palmiers dattiers. Le modèle d'implémentation se présente comme suit la figure V.21.

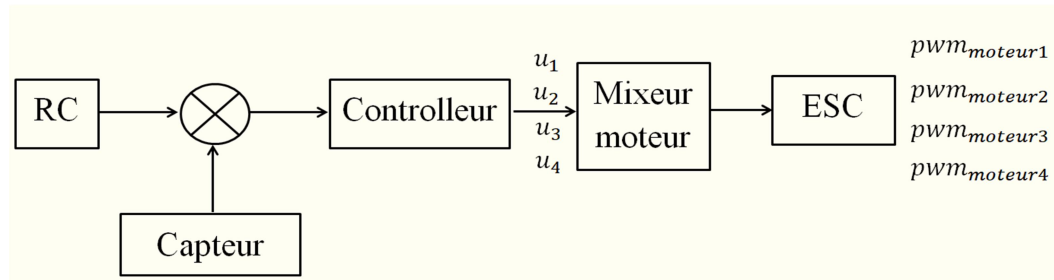


Figure V. 20 Architecture de la boucle de régulation du quadrirotor

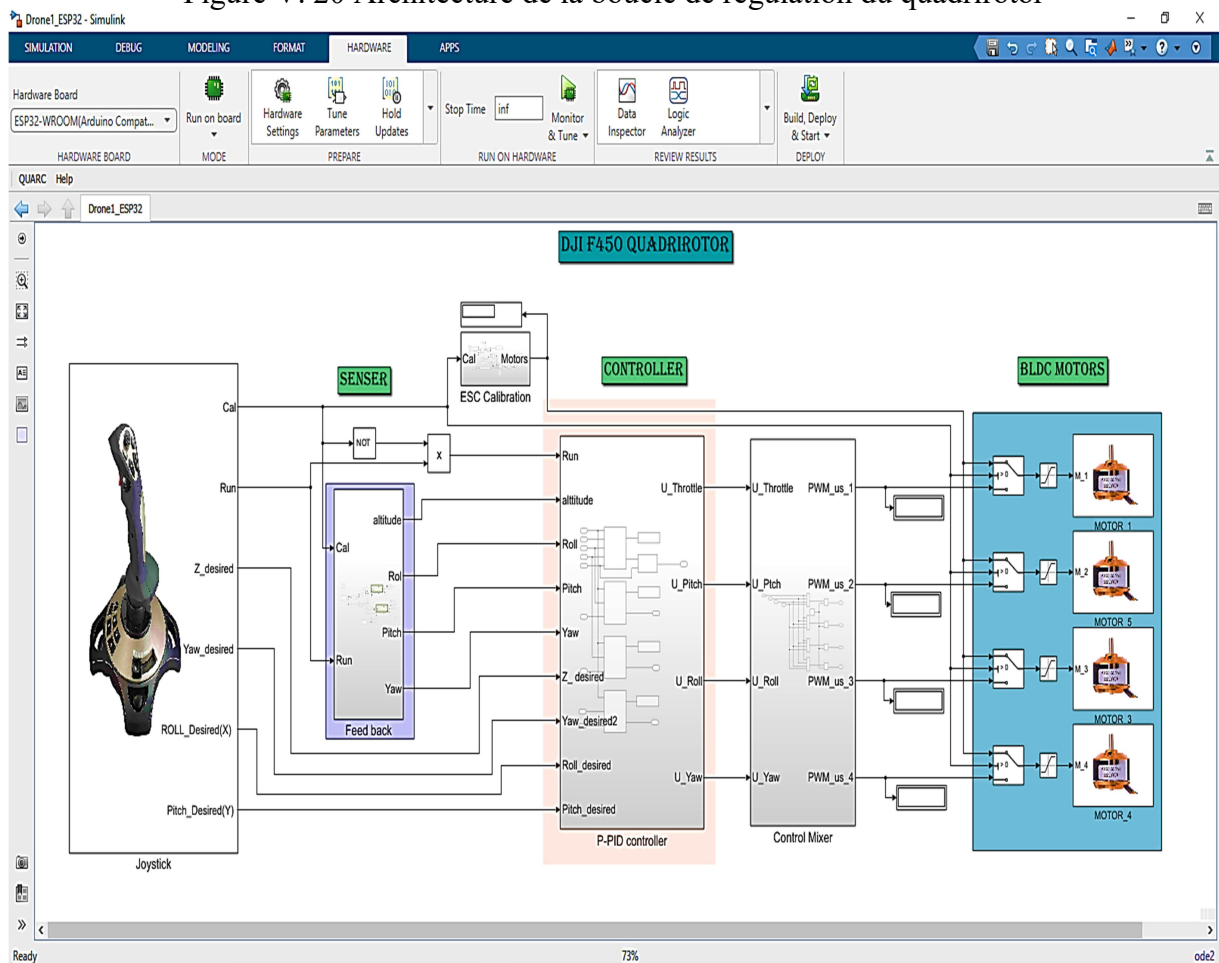


Figure V. 21 Modèle d'implémentation Simulink/MATLAB

Lors de l'expérimentation de l'envol et du vol du quadrirotor, une stabilité générale a été observée, avec un léger décalage dans les angles entraînant une petite variation de position. Cette dérive est principalement attribuée à la précision limitée du gyroscope et à son influence par les vibrations générées par les moteurs, ainsi qu'à l'effet de l'induction magnétique, d'autant plus que le système de positionnement global (GPS) n'a pas été utilisé pour corriger la position en raison de la faiblesse du signal, ce qui pourrait affecter la stabilité

du vol. Cette expérience vise à évaluer la capacité du quadrirotor à maintenir sa stabilité pendant la navigation aérienne dans des conditions de fonctionnement normales, avec une intervention directe du pilote via un émetteur radio.

V.5.1.3 Limites de l'étude

Pendant l'expérimentation, plusieurs obstacles ont provoqué une perte d'équilibre du quadrirotor en vol. Parmi eux, on peut citer :

- ❑ Absence de capteurs de mesure plus précis pour la mise en œuvre pratique du quadrirotor.
- ❑ Décharge rapide de la batterie, celle-ci est due à la surcharge générée par le fonctionnement simultané des quatre moteurs, particulièrement lors de vols prolongés ou dans des conditions exigeantes (fort vent, accélérations brusques, etc.).
- ❑ Manque d'homogénéité entre les moteurs, les hélices et les contrôleurs électroniques (ESC) .Bien que tous les composants soient de même référence technique et aient fait l'objet d'une calibration préalable, de légères différences dans leurs caractéristiques mécaniques ou électroniques ont entraîné des écarts de vitesse de rotation entre les moteurs. Cela s'est traduit par des moteurs tournant plus vite que d'autres, provoquant un couple déséquilibré et rendant difficile le maintien de la stabilité du quadrirotor, notamment en stationnaire ou en vol stabilisé.

V.5.2 Application pour la détection de la maladie de la Boufaroua

L'objectif de ce travail est d'exploiter les technologies modernes dans le domaine agricole en utilisant un quadrirotor pendant son vol pour la détection de la maladie Boufaroua, qui affecte les fruits du palmier dattier. Les images sont capturées à l'aide d'une caméra ESP32-CAM fixée sur la structure du quadrirotor.

Ce module permet de transmettre directement les images acquises vers un ordinateur via un réseau Wi-Fi, comme illustré à la figure V.22. Ces images sont ensuite traitées à l'aide de l'algorithme d'intelligence artificielle DPMD-CNN basé sur les réseaux de neurones convolutionnels, préalablement entraîné dans l'environnement MATLAB, afin de classer les fruits selon leur état sanitaire.

Cette approche facilite la surveillance efficace des cultures, contribuant ainsi à la détection des maladies et à l'amélioration de la qualité de la production agricole.

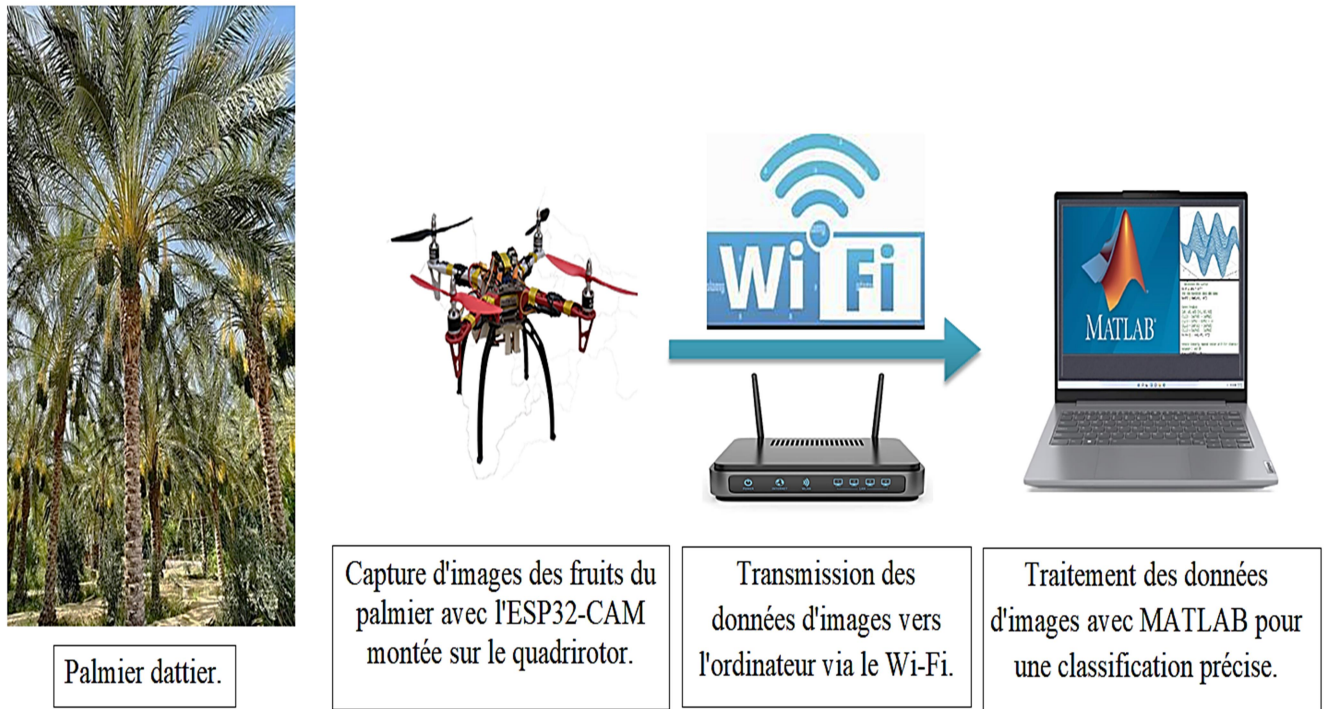


Figure V. 22 Classification des images des fruits de palmier dattier

La figure V.23 illustre la classification des fruits de palmier dattier avec le taux de précision d'évaluation pour chaque image. Les résultats ont montré que le modèle DPMD-CNN utilisé a réussi à classer les fruits avec précision, distinguant clairement les fruits sains de ceux atteints par la maladie de Boufaroua, ce qui confirme l'efficacité du modèle pour la détection de la maladie.



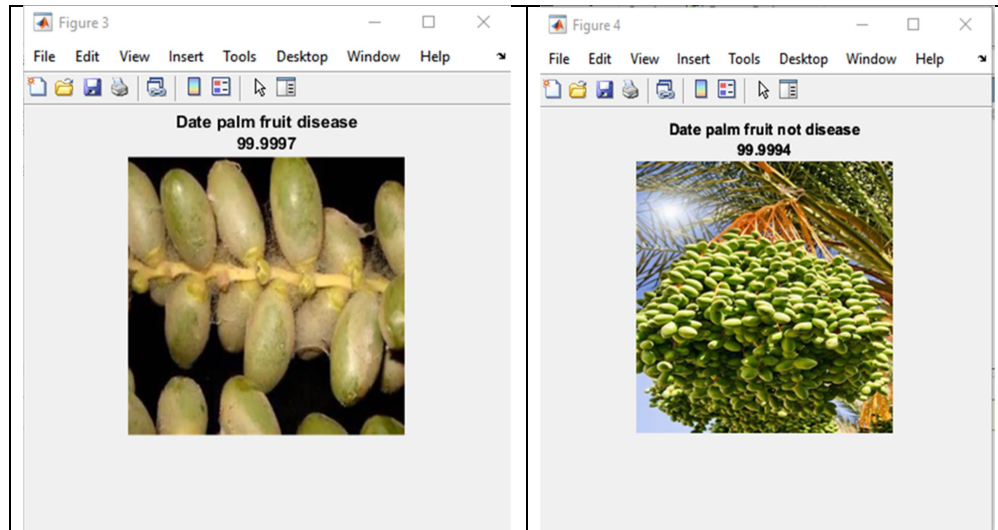


Figure V. 23 Classification de l'état des fruits de dattes

V.6 Conclusion

Ce chapitre traite de la conception et de la mise en œuvre d'un quadrirotor pour la détection de maladie des fruits de palmier. Les composants principaux du système, tels que la structure, le contrôleur ESP32-WROOM DevKitC, les capteurs de stabilité et de navigation, et la caméra ESP32-CAM, sont détaillés. De plus, l'utilisation du contrôleur P-PID garantit la stabilité du quadrirotor et le suivi de trajectoire pendant la prise d'images.

Les composants électroniques ont été soigneusement calibrés et le protocole de communication I²C a été mis en œuvre afin de garantir des performances optimales du système de commande. Les essais expérimentaux ont démontré la capacité du quadrirotor à maintenir la stabilité du vol et à exécuter efficacement les tâches de détection des maladies, avec de légères déviations angulaires dues à la précision limitée du capteur MPU6050.

Le rôle de la caméra ESP32-CAM dans la capture des images et leur envoi à un ordinateur a également été présenté. Les images sont ensuite traitées à l'aide du modèle DPMD-CNN afin de classifier les fruits en catégories saines ou malades.

Cette étude démontre le potentiel des quadrirotors dans les applications agricoles, offrant des solutions innovantes et efficaces pour relever les défis de la gestion des palmeraies et améliorer les rendements agricoles grâce à la détection des maladies.

C onclusion générale

Contenu

1 Conclusion générale.....	117
2 Perspectives futures	118

1 Conclusion générale

L'utilisation optimale des technologies modernes dans le domaine de la robotique et de ses diverses applications contribue considérablement à améliorer l'efficacité du travail humain. Ces technologies permettent d'atteindre une grande précision dans l'exécution, d'accélérer les processus tout en réduisant le temps requis, ce qui conduit à une augmentation des taux de production. En outre, elles jouent un rôle essentiel dans l'amélioration de la qualité des produits industriels et agricoles grâce au renforcement des mécanismes de contrôle qualité.

Cette thèse a grandement contribué à proposer des solutions innovantes aux problèmes agricoles rencontrés dans les zones environnementales désertiques, en particulier les défis auxquels font face les agriculteurs lors des premières phases de croissance des fruits du palmier dattier, souvent affectés par la maladie de Boufaroua, connue pour sa propagation rapide, entraînant la destruction des récoltes en l'absence d'une intervention.

De plus, la thèse a établi un lien solide entre la recherche scientifique et l'application pratique en exploitant des technologies modernes telles que les quadrirotors pour les opérations de surveillance et de suivi des palmiers dans les plantations. Équipé d'une caméra, le quadrirotor permet une détection de la maladie grâce à des techniques d'intelligence artificielle, notamment le modèle DPMD-CNN, facilitant ainsi une intervention rapide pour limiter la propagation de la maladie et protéger les récoltes.

Dans le premier chapitre, un aperçu général des maladies du palmier dattier ainsi que des méthodes de détection traditionnelles et modernes a été présenté, en mettant l'accent sur le rôle du quadrirotor équipé d'une caméra et des techniques d'intelligence artificielle pour la détection de maladie, permettant aux agriculteurs d'intervenir rapidement afin de préserver la santé des cultures et d'optimiser la productivité.

Dans le deuxième chapitre, la méthode utilisée pour la détection de la maladie affectant les fruits du palmier dattier est présentée, en utilisant des techniques d'intelligence artificielle basées sur CNN. Un nouveau réseau hybride, appelé DPMD-CNN, a été développé en combinant les caractéristiques de deux réseaux préalablement entraînés, Alex Net et VGG-16, afin d'améliorer la précision de la classification. Le réseau a été formé sur une base de données récente contenant des images de fruits de palmier dattier affectés par la maladie du Boufaroua, et les images sont ensuite classées en deux catégories : "Malades" et "Non malades". En outre, l'efficacité et la robustesse de la méthode proposée ont été vérifiées en le comparant avec cinq autres réseaux neuronaux, ce qui confirme l'efficacité du réseau développé pour une détection précise de la maladie.

Le troisième chapitre se concentre sur la modélisation mathématique précise du système non linéaire du drone, en particulier le quadrirotor, en abordant les lois du mouvement représentant les forces internes et externes agissant sur le quadrirotor, ainsi que les trois angles qui déterminent son orientation selon les axes du référentiel (x, y, z) . Cette modélisation permet d'analyser et de comprendre le comportement du système, facilitant ainsi la résolution des défis complexes liés au contrôle et le développement d'un mécanisme robuste et efficace pour améliorer les stratégies de décollage, de vol stationnaire et de suivi automatique des trajectoires souhaitées avec précision.

Dans le quatrième chapitre, l'accent a été mis sur le développement d'un contrôleur hybride performant combinant P et PID pour un système non linéaire du quadrirotor, afin de résoudre le problème de suivi de trajectoire. Le quadrirotor est considéré comme un système sous-actionné en raison de ses quatre entrées et six sorties, correspondant à ses six degrés de liberté. Le contrôleur P-PID proposé repose sur un réglage automatique à l'aide de l'algorithme d'ACO pour déterminer les valeurs optimales des gains de six régulateurs. Ces régulateurs incluent quatre dans la boucle interne pour contrôler l'altitude et l'attitude, et deux dans la boucle externe pour gérer la position sur les axes (x, y) . L'efficacité du contrôleur proposé a été vérifiée à travers des simulations réalisées sous SIMULINK/MATLAB, avec une comparaison de ses performances à celles de deux autres contrôleurs, à savoir PID et PD. Cette comparaison a pris en compte l'impact des perturbations externes et des incertitudes des paramètres dynamiques, démontrant la capacité du contrôleur proposé à maintenir la stabilité et à assurer un suivi précis de la trajectoire souhaitée.

Dans le cinquième chapitre, une expérimentation pratique a été réalisée pour contrôler le quadrirotor à l'aide du contrôleur P-PID proposé, dans le but d'effectuer une navigation aérienne pour la surveillance des fruits du palmier dattier. Les images ont été capturées par une caméra fixée sur le quadrirotor, puis traitées à l'aide de la technique d'intelligence artificielle proposée DPMD-CNN. Cette approche a permis d'évaluer l'efficacité du contrôleur ainsi que de la méthodologie développée, afin d'améliorer la précision de la détection des maladies affectant les fruits.

2 Perspectives futures

Pour réaliser des avancées technologiques dans la recherche scientifique dans le domaine des ressources agricoles, en particulier la culture des palmiers dattiers, il est possible d'élargir les efforts pour développer des recherches futures et explorer ce domaine de manière plus approfondie et plus globale. Cela nécessite l'intégration et l'exploitation optimale des technologies modernes, avec un accent particulier sur l'utilisation des robots, notamment des

quadrirotors, afin de garantir la continuité du progrès technologique, d'améliorer l'efficacité des opérations agricoles et d'accroître la qualité et la productivité des cultures. Cependant, il reste une marge pour élargir le champ de la recherche et se concentrer sur les ajouts potentiels afin de réaliser davantage de progrès, tels que :

Les recherches futures pourraient être orientées vers l'amélioration des techniques de vision par ordinateur des quadrirotors, en intégrant des technologies d'intelligence artificielle qui renforcent la capacité des quadrirotors à comprendre leur environnement et à prendre des décisions appropriées avec efficacité et précision. L'accent pourrait également être mis sur l'utilisation de capteurs avancés pour améliorer la stabilité lors du suivi des trajectoires et assurer la protection de toutes les parties du quadrirotor contre les dommages en cas de collision avec des objets environnants. Par ailleurs, il est essentiel de garantir la sécurité des utilisateurs, notamment face aux perturbations externes et aux incertitudes des paramètres dynamiques.

Possibilité d'élargir le champ d'application du modèle DPMD-CNN développé dans cette thèse pour inclure la détection d'autres maladies affectant les palmiers dattiers. Cela peut être accompli en intégrant un ensemble de données plus large, contenant des images de différentes maladies, et en développant des mécanismes plus avancés afin d'améliorer la précision du modèle et d'accélérer le traitement des données. Cette extension permettrait de renforcer l'efficacité du modèle tout en offrant des solutions pratiques et globales aux défis rencontrés dans la culture des palmiers dattiers.

Réaliser des études de terrain à grande échelle pour tester l'efficacité de l'utilisation des quadrirotors dans la surveillance des palmiers au sein des vergers, afin d'évaluer leurs performances et leur précision dans la couverture de tous les arbres. Ces études peuvent être améliorées par l'intégration d'autres systèmes, tels que l'Internet des objets (IoT), afin d'améliorer de manière globale et efficace les opérations de surveillance et de gestion des terres agricoles.

À travers ce qui a été discuté concernant les objectifs que nous cherchons à atteindre dans les travaux futurs, les chercheurs peuvent contribuer de manière efficace au développement du secteur agricole en utilisant les technologies innovantes disponibles dans leurs laboratoires de recherche, notamment les quadrirotors. Cela contribuera à répondre aux besoins nationaux en améliorant la production agricole alimentaire, et ainsi soutenir le développement de l'économie nationale.

BIBLIOGRAPHY

- [1] N. Bouguedoura, A. Benkhalifa, and M. Bennaceur, "Le palmier dattier en Algérie," ed, 2010, pp. 15-22.
- [2] F. J. Alatawi, J. H. Mirza, K. Al-Sahwan, and M. Kamran, "Does the sampling of date palm fruits help in early detection of date palm mite, *Oligonychus afrasiaticus* (Acari: Tetranychidae)?," *Experimental and Applied Acarology*, vol. 91, pp. 429-437, 2023/11/01 2023.
- [3] M. Faci, M. Boultif, M. Matallah, B. Nia, and M. Mesnoua, "Boufaroua (*Oligonychus afrasiaticus*) in Tolga palm groves in 2021," vol. 6, pp. 8-24, 2023.
- [4] C. Bennour, A. ben belgacem, H. Hammadi, and H. Nasr, "*Oligonychus afrasiaticus* (Mcgregor) : Problématiques d'infection du palmier dattier et son contrôle : Révision de littérature," *JOURNAL OF OASIS AGRICULTURE AND SUSTAINABLE DEVELOPMENT*, vol. 2, pp. 20-24, 2020.
- [5] M. Safran, W. Alrajhi, and S. Alfahood, "DPXception: a lightweight CNN for image-based date palm species classification," *Frontiers in Plant Science*, vol. 14, p. 1281724, 2024.
- [6] M. Almomen, M. Al-Saeed, and H. Ahmad, "Date Fruit Classification Based on Surface Quality Using Convolutional Neural Network Models," *Applied Sciences*, vol. 13, p. 7821, 2023.
- [7] K. K. Chakraborty, R. Mukherjee, C. Chakraborty, and K. Bora, "Automated recognition of optical image based potato leaf blight diseases using deep learning," *Physiological and Molecular Plant Pathology*, vol. 117, p. 101781, 2022/01/01/ 2022.
- [8] F. Arshad, M. Mateen, S. Hayat, M. Wardah, Z. Al-Huda, Y. H. Gu, and M. A. Al-antari, "PLDPNet: End-to-end hybrid deep learning framework for potato leaf disease prediction," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 78, pp. 406-418, 2023/09/01/ 2023.
- [9] K. Zhang, Q. Wu, A. Liu, and X. Meng, "Can Deep Learning Identify Tomato Leaf Disease?," *Advances in Multimedia*, vol. 2018, pp. 1-10, 2018.
- [10] A. Abbas, S. Jain, M. Gour, and S. Vankudothu, "Tomato plant disease detection using transfer learning with C-GAN synthetic images," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 187, p. 106279, 2021/08/01/ 2021.
- [11] A. Malik, G. Vaidya, V. Jagota, S. Eswaran, A. Sirohi, I. Batra, M. Rakhra, and E. Asenso, "Design and Evaluation of a Hybrid Technique for Detecting Sunflower Leaf Disease Using Deep Learning Approach," *Journal of Food Quality*, vol. 2022, p. 9211700, 2022/01/01 2022.
- [12] R. Sujatha, J. M. Chatterjee, N. Z. Jhanjhi, and S. N. Brohi, "Performance of deep learning vs machine learning in plant leaf disease detection," *Microprocessors and Microsystems*, vol. 80, p. 103615, 2021/02/01/ 2021.
- [13] M. Islam, A. K. M. Azad, S. E. Arman, S. A. Alyami, and M. M. Hasan, "PlantCareNet: an advanced system to recognize plant diseases with dual-mode recommendations for prevention," *Plant Methods*, vol. 21, p. 52, 2025/04/23 2025.
- [14] W. Shafik, A. Tufail, L. C. De Silva, R. A. A. Haji Mohd Apong, and K.-H. Kim, "Deep learning technique for plant disease classification and pest detection and model explainability elevating agricultural sustainability," *BMC Plant Biology*, vol. 25, p. 1491, 2025/11/03 2025.
- [15] I. Lopez-Sanchez and J. Moreno-Valenzuela, "PID control of quadrotor UAVs: A survey," *Annual Reviews in Control*, vol. 56, p. 100900, 2023/01/01/ 2023.
- [16] A. A. Najm and I. K. Ibraheem, "Nonlinear PID controller design for a 6-DOF UAV quadrotor system," *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 22, pp. 1087-1097, 2019/08/01/ 2019.

- [17] A. A. Najm, I. Kasim Ibraheem, A. J. Humaidi, and A. T. Azar, "Output tracking and feedback stabilization for 6-DoF UAV using an enhanced active disturbance rejection control," *International Journal of Intelligent Unmanned Systems*, vol. 10, pp. 330-345, 2022.
- [18] L. Chen, Z. Liu, H. Gao, and G. Wang, "Robust adaptive recursive sliding mode attitude control for a quadrotor with unknown disturbances," *ISA Transactions*, vol. 122, pp. 114-125, 2022/03/01/ 2022.
- [19] J. O. Ventura, D. B. Morales, J. P. O. Oliver, and E. S. E. Quesada, "Dynamic Sliding Mode Control With PID Surface for Trajectory Tracking of a Multirotor Aircraft," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 99878-99888, 2023.
- [20] Y. Nettari, M. Labbadi, and S. Kurt, "Adaptive robust finite-time tracking control for quadrotor subject to disturbances," *Advances in Space Research*, vol. 71, pp. 3803-3821, 2023/05/01/ 2023.
- [21] L. Chen, Z. Liu, Q. Dang, W. Zhao, and G. Wang, "Robust trajectory tracking control for a quadrotor using recursive sliding mode control and nonlinear extended state observer," *Aerospace Science and Technology*, vol. 128, p. 107749, 2022/09/01/ 2022.
- [22] A. Kapnopoulos and A. Alexandridis, "A cooperative particle swarm optimization approach for tuning an MPC-based quadrotor trajectory tracking scheme," *Aerospace Science and Technology*, vol. 127, p. 107725, 2022/08/01/ 2022.
- [23] S. A. Kouritem, M. Mahmoud, N. Nahas, M. I. Abouheaf, and A. M. Saleh, "A self-adjusting multi-objective control approach for quadrotors," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 76, pp. 543-556, 2023/08/01/ 2023.
- [24] Z. Li, X. Ma, and Y. Li, "Robust tracking control strategy for a quadrotor using RPD-SMC and RISE," *Neurocomputing*, vol. 331, pp. 312-322, 2019/02/28/ 2019.
- [25] C. An, S. Jia, J. Zhou, and C. Wang, "Fast Model-Free Learning for Controlling a Quadrotor UAV With Designed Error Trajectory," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 79669-79680, 2022.
- [26] H. E. Glida, C. Sentouh, and J. J. Rath, "Optimal Model-Free Finite-Time Control Based on Terminal Sliding Mode for a Coaxial Rotor," *Drones*, vol. 7, p. 706, 2023.
- [27] S. Riaz, R. Qi, O. Tutsoy, and J. Iqbal, "A novel adaptive PD-type iterative learning control of the PMSM servo system with the friction uncertainty in low speeds," *PloS one*, vol. 18, p. e0279253, 2023.
- [28] S.-J. Kim and J.-H. Suh, "Model-Free RBF Neural Network Intelligent-PID Control Applying Adaptive Robust Term for Quadrotor System," *Drones*, vol. 8, p. 179, 2024.
- [29] N. Dakhia, M. Bensalah, M. Romani, A. Djoudi, and M. Belhamra, "Etat phytosanitaire et diversité variétale du palmier dattier au bas Sahara-Algérie," *Journal Algérien des Régions Arides*, vol. 12, pp. 06-17, 2013.
- [30] A. ACHOURA, "Contribution à la connaissance des effets des paramètres écologiques oasiens sur les fluctuations des effectifs chez les populations de la cochenille blanche du palmier dattier *Parlatoria blanchardi* Targ. 1868, (Homoptera, Diaspididae) dans la région de Biskra," UNIVERSITE DE MOHAMED KHIDER BISKRA, 2013.
- [31] N. Bounaga and M. Djerbi, "Pathologie du palmier dattier," *Les systèmes agricoles oasiens*, pp. 127-132, 1990.
- [32] Y. E. H. Alaoui, S. Bouda, Z. Khoudi, A. Boutagayout, H. Mhammedi, H. B. Amar, E. D. Tariq Bouhlali, and A. Essarioui, "Sustainable date palm agriculture in Moroccan oases: AI and machine learning for prediction of Bayoud disease," *Ecological Engineering & Environmental Technology (EET)*, vol. 26, 2025.
- [33] A. Guettouchi, N. Haider, I. Nabulsi, and N. Ykhlef, "Molecular Identification of Bayoud Disease Resistance in Algerian Date Palm Cultivars Using Plasmid-Like DNAs," *Research Perspective on Biological Science Vol. 1*, pp. 56-61, 2025.
- [34] M. Imran, A. I. K. Butt, B. A. McKinney, M. Al Nuwairan, F. H. Al Mukahal, and S. Batool, "A comparative analysis of different fractional optimal control strategies to

- eradicate bayoud disease in date palm trees," *Fractal and Fractional*, vol. 9, p. 260, 2025.
- [35] K. Masenya, G. Thompson, M. Tekere, T. P. Makhalanyane, R. E. Pierneef, and D. Rees, "Pathogen infection influences a distinct microbial community composition in sorghum RILs," *Plant and Soil*, vol. 463, pp. 555-572, 2021.
- [36] M. Idder, I.-I. Hakima, B.-S. Hayet, and B. Pintureau, "Taux d'infestation et morphologie de la pyrale des dattes *Ectomyelois ceratoniae* (Zeller) sur différentes variétés du palmier dattier *Phoenix dactylifera* (L.) | [Infestation rate and morphology of the carob moth, *Ectomyelois ceratoniae* (Zeller), on different varieties of the palm date, *Phoenix dactylifera* (L.)], " *Cahiers Agricultures*, vol. 18, pp. 1-76, 2009.
- [37] S. E. Doumandji, "Contribution à l'étude biologique de la pyrale des caroubes *Ectomyelois ceratoniae*," 1978.
- [38] L.-G. Kaouthar, A. Sabrine, S. Hajer, C. Asma, H. Wiem, Z. Sahar, and A. Rafika, "Les moyens alternatifs de lutte en agriculture biologique en Tunisie, cas de la pyrale des dattes, *Ectomyelois ceratoniae* (Lepidoptera: Pyralidae) et de la mineuse de la tomate, *Tuta absoluta* (Lepidoptera: Gelechiidae)," *Revue des Régions Arides*, vol. 46, pp. 331-344, 2020.
- [39] H. A. El-Shafie, "The Old World date palm mite *Oligonychus afrasiaticus* (McGregor 1939) (Acari: Tetranychidae), a major fruit pest: biology, ecology, and management," *CABI Reviews*, 2022.
- [40] C. Bennour, A. ben belgacem, H. Hammadi, and H. Nasr, "*Oligonychus afrasiaticus* (Mcgregor): Problem of date palm infection and its management: A review," *JOURNAL OF OASIS AGRICULTURE AND SUSTAINABLE DEVELOPMENT*, vol. 2, pp. 20-24, 2020.
- [41] S. Chaaban and C. Brahim, "*Oligonychus afrasiaticus* (Acarina: Tetranychidae). Seasonal Abundance and Life History of the Old World Mite on Various Date Palm Cultivars in Segdoud Oasis, South Tunisia," *The African Journal of Plant Science and Biotechnology*, vol. 4, pp. 59-63, 2010.
- [42] Y. Babaz, "Lutte intégrée contre le Boufaroua (*Oligonychus afrasiaticus* McGr.) dans la palmeraie de la vallée du M'Zab-Ghardaïa-Algérie," University Kasdi Merbah Ouargla, Algeria, 2022.
- [43] J. H. Mirza, M. Kamran, and F. J. Alatawi, "Webbing life type and behavioral response of the date palm mite, *Oligonychus afrasiaticus*, to webbing residues on leaves and fruits of date palm," *Experimental and Applied Acarology*, vol. 76, pp. 197-207, 2018/10/01 2018.
- [44] S. Chaaban, C. Brahim, and S. Kreiter, "Effects of host plants on distribution, abundance, developmental time and life table parameters of *Oligonychus afrasiaticus* (McGregor) (Acari: Tetranychidae)," *Papeis Avulsos de Zoologia*, vol. 52, pp. 121-131, 2012.
- [45] S. Alhewairini and M. Alazzazy, "A new approach for controlling the date palm mite, *Oligonychus afrasiaticus* (McGregor) (Acari:Tetranychidae) using Huwa-San TR50," *Journal of Food Agriculture and Environment*, vol. 15, pp. 63-67, 2017.
- [46] M. W. Negm, G. J. De Moraes, and T. M. Perring, "Mite Pests of Date Palms," in *Sustainable Pest Management in Date Palm: Current Status and Emerging Challenges*, W. Wakil, J. Romeno Faleiro, and T. A. Miller, Eds., ed Cham: Springer International Publishing, 2015, pp. 347-389.
- [47] J. G. Leishman, "Principles of Helicopter Aerodynamics," 2000.
- [48] D. Zhurilo, M. Gutnyk, and A. Zhurilo, "George de Bothezat and his contribution into the world aviation and astronautics," *Kosmična nauka i tehnologija*, vol. 28, pp. 70-80, 2022.

- [49] Z. Liu, Y. He, L. Yang, and J. Han, "Control techniques of tilt rotor unmanned aerial vehicle systems: A review," *Chinese Journal of Aeronautics*, vol. 30, pp. 135-148, 2017/02/01/ 2017.
- [50] R. N. Liptrot, "A Historical Review of Helicopter Development," *Bulletin (Helicopter Association of Great Britain)*, vol. 3, pp. 4-20, 1947.
- [51] J. Valente, J. Del Cerro, A. Barrientos, and D. Sanz, "Aerial coverage optimization in precision agriculture management: A musical harmony inspired approach," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 99, pp. 153-159, 2013/11/01/ 2013.
- [52] J. Casana, S. Fowles, L. M. Montgomery, R. Mermejo, C. Ferwerda, A. C. Hill, and M. Adler, "Multi-sensor drone survey of ancestral agricultural landscapes at Picuris Pueblo, New Mexico," *Journal of Archaeological Science*, vol. 157, p. 105837, 2023/09/01/ 2023.
- [53] M. Mazinani, P. Zarafshan, M. Dehghani, K. Vahdati, and H. Etezadi, "Design and analysis of an aerial pollination system for walnut trees," *Biosystems Engineering*, vol. 225, pp. 83-98, 2023/01/01/ 2023.
- [54] D. Pranaswi, M. P. Jagtap, G. U. Shinde, N. Khatr, S. Shetty, and S. Pare, "Analyzing the synergistic impact of UAV-based technology and knapsack sprayer on weed management, yield-contributing traits, and yield in wheat (*Triticum aestivum* L.) for enhanced agricultural operations," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 219, p. 108796, 2024/04/01/ 2024.
- [55] A. Hessane, A. El Youssefi, Y. Farhaoui, B. Aghoutane, and Y. Qaraai, "Artificial Intelligence Applications in Date Palm Cultivation and Production: A Scoping Review," in *Artificial Intelligence and Smart Environment*, Cham, 2023, pp. 230-239.
- [56] R. Bouthaina, R. Khaled, K. Okba, and M. Abdelhak, "Palm Tree Diseases Detection Using Deep Learning: A Short Review," in *2024 8th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA)*, 2024, pp. 1-8.
- [57] N. Alarnaouty, M. Bhiery, Y. Mohamed, S. Elhusseiny, E. Said, and Biotechnology, "Evaluation of Red Palm Weevil (*Rhynchophorus ferrugineus*) Management Approaches in Date Palm Trees," *Journal of Scientific Research in Science*, vol. 42, pp. 153-174, 2025.
- [58] B. Abir, H. Mounira, N. Samia, T. Abida, and M. Saadia, "Deep Learning-Based Bayoud Disease Recognition Using Palm Fronds Database From Biskra Region, Algeria," in *2024 8th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA)*, 2024, pp. 1-6.
- [59] B. Alsadik, F. Ellsäßer, M. Awawdeh, A. Al-Rawabdeh, L. Mahasneh, S. Oude Elberink, D. Abuhamoor, and Y. Al Asmar, "Remote Sensing Technologies Using UAVs for Pest and Disease Monitoring: A Review Centered on Date Palm Trees," *Remote Sensing*, vol. 16, p. 4371, 2024.
- [60] N. Pandey, P. Tripathi, N. Pandey, H. Nakum, and Y. Vala, "The sustainable improvement and precision agriculture in the date palm cultivation-A Review," *Journal of Agriculture and Ecology*, vol. 19, pp. 35-48, 2024.
- [61] P. N. Chowdhury, P. Shivakumara, L. Nandanwar, F. Samiron, U. Pal, and T. Lu, "Oil palm tree counting in drone images," *Pattern Recognition Letters*, vol. 153, pp. 1-9, 2022/01/01/ 2022.
- [62] T. Jintasuttisak, E. Edirisinghe, and A. Elbattay, "Deep neural network based date palm tree detection in drone imagery," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 192, p. 106560, 2022/01/01/ 2022.
- [63] S. B. Choudhury, S. Junagade, S. Sarangi, and S. Pappula, "UAV-assisted Multi-modal Detection and Severity Assessment for Red Spider Mites in Tea," in *2022 IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC)*, 2022, pp. 373-376.
- [64] D. Agrawal and M. Y. Arafat, "Transforming Farming: A Review of AI-Powered UAV Technologies in Precision Agriculture," *Drones*, vol. 8, p. 664, 2024.

- [65] R. Chin, C. Catal, and A. Kassahun, "Plant disease detection using drones in precision agriculture," *Precision Agriculture*, vol. 24, pp. 1663-1682, 2023/10/01 2023.
- [66] A. García-Munguía, P. Guerra-Ávila, E. Islas, J. Flores-Sánchez, O. Vázquez-Martínez, A. García-Munguía, and O. Garcia, "A Review of Drone Technology and Operation Processes in Agricultural Crop Spraying," *Drones*, vol. 8, p. 674, 2024.
- [67] W. d. Biskra. (2025, 14 May 2026). *Présentation de la wilaya de Biskra*. Available: https://wilayabiskra.dz/?page_id=1646
- [68] M. I. Bougoffa, S. Chellat, A. Cherif, and A. Benkhedda, "Microfacies and depositional environments from the new proposed Upper Cretaceous of Bourzal Formation (Ziban Mounts, Biskra, Eastern Saharan Atlas, Algeria)," *Carbonates and Evaporites*, vol. 39, p. 92, 2024/09/08 2024.
- [69] S. Selmane, "Dynamic relationship between climate factors and the incidence of cutaneous leishmaniasis in Biskra Province in Algeria," *Annals of Saudi Medicine*, vol. 35, pp. 445-449, 2015.
- [70] W. Boukhelouf, A. Si Bachir, F. Mezerdi, C. Ghazi, and Y. Saouache, "Sap beetles (Nitidulidae) of date palms of the Deglet Nour variety in the Ziban region (Algeria): distribution patterns and effectiveness of date bunch bagging," *Agricultura Tropica et Subtropica*, vol. 57, pp. 12-22, 2024.
- [71] H. Bedjaoui and H. Benbouza, "Assessment of phenotypic diversity of local Algerian date palm (*Phoenix dactylifera* L.) cultivars," *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, vol. 19, pp. 65-75, 2020/01/01/ 2020.
- [72] S. Dahiya, T. Gulati, and D. Gupta, "Performance analysis of deep learning architectures for plant leaves disease detection," *Measurement: Sensors*, vol. 24, p. 100581, 2022/12/01/ 2022.
- [73] K. R. Kanaparthi and S. Sudhakar Ilango, "A Survey on Training Issues in Chili Leaf Diseases Identification Using Deep Learning Techniques," *Procedia Computer Science*, vol. 218, pp. 2123-2132, 2023/01/01/ 2023.
- [74] D. Palma-Ramírez, B. D. Ross-Veitia, P. Font-Ariosa, A. Espinel-Hernández, A. Sanchez-Roca, H. Carvajal-Fals, J. R. Nuñez-Alvarez, and H. Hernández-Herrera, "Deep convolutional neural network for weld defect classification in radiographic images," *Heliyon*, vol. 10, p. e30590, 2024/05/15/ 2024.
- [75] M. A. Rasel, S. A. Kareem, and U. Obaidellah, "Pigment network detection and classification in dermoscopic images using directional imaging algorithms and convolutional neural networks," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 99, p. 106883, 2025/01/01/ 2025.
- [76] E. K. Khayya, E. O. Ahmed, and T. Datsi, *A survey on RGB images classification using convolutional neural network (CNN) architectures: applications and challenges*, 2024.
- [77] L. Alzubaidi, J. Zhang, A. J. Humaidi, A. Al-Dujaili, Y. Duan, O. Al-Shamma, J. Santamaría, M. A. Fadhel, M. Al-Amidie, and L. Farhan, "Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions," *Journal of Big Data*, vol. 8, p. 53, 2021/03/31 2021.
- [78] T. A. Odetola, A. Adeyemo, F. Khalid, and S. R. Hasan, "FM-ModComp: Feature Map Modification and Hardware–Software Co-Comparison for secure hardware accelerator-based CNN inference," *Microprocessors and Microsystems*, vol. 100, p. 104827, 2023/07/01/ 2023.
- [79] H. S. H. Al-Obaidi and S. Kurnaz, "Divergent CNN Architectures for Novel Image Generation: A Dual-Pipeline Approach," *Wireless Personal Communications*, 2023/11/30 2023.
- [80] R. Yamashita, M. Nishio, R. K. G. Do, and K. Togashi, "Convolutional neural networks: an overview and application in radiology," *Insights into Imaging*, vol. 9, pp. 611-629, 2018/08/01 2018.

- [81] J. Gu, Z. Wang, J. Kuen, L. Ma, A. Shahroudy, B. Shuai, T. Liu, X. Wang, G. Wang, J. Cai, and T. Chen, "Recent advances in convolutional neural networks," *Pattern Recognition*, vol. 77, pp. 354-377, 2018/05/01/ 2018.
- [82] N. Ajlouni, A. Özyavaş, M. Takaoğlu, F. Takaoğlu, and F. Ajlouni, "Medical image diagnosis based on adaptive Hybrid Quantum CNN," *BMC Medical Imaging*, vol. 23, p. 126, 2023/09/14 2023.
- [83] W. Rawat and Z. Wang, "Deep Convolutional Neural Networks for Image Classification: A Comprehensive Review," *Neural Computation*, vol. 29, pp. 2352-2449, 2017.
- [84] Z. Li, F. Liu, W. Yang, S. Peng, and J. Zhou, "A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects," *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 33, pp. 6999-7019, 2022.
- [85] N. Aloysius and M. Geetha, "A review on deep convolutional neural networks," in *2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP)*, 2017, pp. 0588-0592.
- [86] N. Qian, "On the momentum term in gradient descent learning algorithms," *Neural Networks*, vol. 12, pp. 145-151, 1999/01/01/ 1999.
- [87] S. Kiranyaz, O. Avci, O. Abdeljaber, T. Ince, M. Gabbouj, and D. J. Inman, "1D convolutional neural networks and applications: A survey," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 151, p. 107398, 2021/04/01/ 2021.
- [88] Y. Yan, J. Cai, Y. Tang, and L. Chen, "Fault diagnosis of HVAC AHUs based on a BP-MTN classifier," *Building and Environment*, vol. 227, p. 109779, 2023/01/01/ 2023.
- [89] S. J. Pan and Q. Yang, "A Survey on Transfer Learning," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 22, pp. 1345-1359, 2010.
- [90] L. A. Aldakhil and A. A. Almutairi, "Multi-Fruit Classification and Grading Using a Same-Domain Transfer Learning Approach," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 44960-44971, 2024.
- [91] A. Barbosa, R. Trevisan, N. Hovakimyan, and N. F. Martin, "Modeling yield response to crop management using convolutional neural networks," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 170, p. 105197, 2020/03/01/ 2020.
- [92] H. Catal Reis and V. Turk, "Integrated deep learning and ensemble learning model for deep feature-based wheat disease detection," *Microchemical Journal*, vol. 197, p. 109790, 2024/02/01/ 2024.
- [93] S. Saponara and A. Elhanashi, "Impact of Image Resizing on Deep Learning Detectors for Training Time and Model Performance," in *Applications in Electronics Pervading Industry, Environment and Society*, Cham, 2022, pp. 10-17.
- [94] Y. Huang, Y. Qian, H. Wei, Y. Lu, B. Ling, and Y. Qin, "A survey of deep learning-based object detection methods in crop counting," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 215, p. 108425, 2023/12/01/ 2023.
- [95] M. Karar, A.-H. Abdel-Aty, F. Algarni, M. F. Hassan, M. Abdou, and O. Reyad, "Smart IoT-based system for detecting RPW larvae in date palms using mixed depthwise convolutional networks," *AEJ - Alexandria Engineering Journal*, vol. 61, pp. 5309-5319, 2022.
- [96] W. Zeng, H. Li, G. Hu, and D. Liang, "Lightweight dense-scale network (LDSNet) for corn leaf disease identification," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 197, p. 106943, 2022/06/01/ 2022.
- [97] J.-H. Han, D.-J. Choi, S.-U. Park, and S.-K. Hong, "Hyperparameter Optimization Using a Genetic Algorithm Considering Verification Time in a Convolutional Neural Network," *Journal of Electrical Engineering & Technology*, vol. 15, pp. 721-726, 2020/03/01 2020.

- [98] C. Li, Y. Wang, and X. Yang, "Adaptive fuzzy control of a quadrotor using disturbance observer," *Aerospace Science and Technology*, vol. 128, p. 107784, 2022/09/01/ 2022.
- [99] Z. Satla, "Contribution à la modélisation et à la commande d'un drone miniature," 2019.
- [100] L. Guettal, A. Chelihi, R. Ajgou, and M. M. Touba, "Robust tracking control for quadrotor with unknown nonlinear dynamics using adaptive neural network based fractional-order backstepping control," *Journal of the Franklin Institute*, vol. 359, pp. 7337-7364, 2022/09/01/ 2022.
- [101] T. Agustinah, F. Isdaryani, and N. Mohammad, "Tracking Control of Quadrotor Using Static Output Feedback with Modified Command-Generator Tracker," *International Review of Automatic Control (IREACO)*, vol. 9, p. 242, 2016.
- [102] A. Alkayas, M. Chehadeh, A. Ayyad, and Y. Zweiri, "Systematic Online Tuning of Multirotor UAVs for Accurate Trajectory Tracking Under Wind Disturbances and In-Flight Dynamics Changes," *IEEE Access*, vol. 10, 2022.
- [103] M. Labbadi and M. Cherkaoui, "Robust adaptive backstepping fast terminal sliding mode controller for uncertain quadrotor UAV," *Aerospace Science and Technology*, vol. 93, p. 105306, 2019/10/01/ 2019.
- [104] H. E. Glida, A. Chelihi, L. Abdou, C. Sentouh, and G. Perozzi, "Trajectory tracking control of a coaxial rotor drone: Time-delay estimation-based optimal model-free fuzzy logic approach," *ISA Transactions*, vol. 137, pp. 236-247, 2023/06/01/ 2023.
- [105] K. Orman, "Real-Time Speed Control of BLDC Motor Using Adaptive Fuzzy Fractional Sliding Mode Controller," vol. 6, pp. 45-52, 2018.
- [106] S. Ben Abdi, A. Debilou, A. Guergazi, Y. Samsar, and M. Labed, "Speed Control of BLDC Quadrotor Motor Using an ANN Trained with PID Controller Data Optimized by PSO Algorithm," in *2024 8th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA)*, 2024, pp. 1-7.
- [107] E. Abbasi, M. Mahjoob, and R. Yazdanpanah Abdolmalaki, *Controlling of Quadrotor UAV Using a Fuzzy System for Tuning the PID Gains in Hovering Mode*, 2013.
- [108] J. Li and Y. Li, "Dynamic analysis and PID control for a quadrotor," in *2011 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2011, pp. 573-578.
- [109] B. Godbolt, N. I. Vitzilaios, and A. F. Lynch, "Experimental Validation of a Helicopter Autopilot Design using Model-Based PID Control," *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 70, pp. 385-399, 2013/04/01 2013.
- [110] R. Miranda-Colorado and L. T. Aguilar, "Robust PID control of quadrotors with power reduction analysis," *ISA Transactions*, vol. 98, pp. 47-62, 2020/03/01/ 2020.
- [111] P. Castillo, R. Lozano, and A. Dzul, "Stabilization of a mini-rotorcraft having four rotors," in *2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (IEEE Cat. No.04CH37566)*, 2004, pp. 2693-2698 vol.3.
- [112] S. Bouabdallah, A. Noth, and R. Siegwart, "PID vs LQ control techniques applied to an indoor micro quadrotor," in *2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) (IEEE Cat. No.04CH37566)*, 2004, pp. 2451-2456 vol.3.
- [113] V. Adîr and A.-M. Stoica, "Integral LQR Control of a Star-Shaped Octorotor," *INCAS BULLETIN*, vol. 4, 2012.
- [114] T. Madani and A. Benallegue, "Backstepping Control for a Quadrotor Helicopter," in *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2006, pp. 3255-3260.
- [115] Z. Y. Lv, Y. Wu, Q. Zhao, and X. M. Sun, "Design and Control of a Novel Coaxial Tilt-Rotor UAV," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 69, pp. 3810-3821, 2022.
- [116] A. Saibi, R. Boushaki, and H. Belaidi. (2022, Backstepping Control of Drone. *Engineering Proceedings 14(1)*.

- [117] O. Gherouat, D. Matouk, A. Hassam, and F. Abdessemed, "Sliding Mode Control for a Quadrotor Unmanned Aerial Vehicle," vol. 10, pp. 150-157, 2017.
- [118] H. Ahn, M. Hu, Y. Chung, and K. You. (2023, Sliding-Mode Control for Flight Stability of Quadrotor Drone Using Adaptive Super-Twisting Reaching Law. *Drones* 7(8).
- [119] Y. A. Younes, A. Drak, H. Noura, A. Rabhi, and A. E. Hajjaji, "Quadrotor Position Control Using Cascaded Adaptive Integral Backstepping Controllers," *Applied Mechanics and Materials*, vol. 565, pp. 98-106, 2014.
- [120] H. Hou, J. Zhuang, H. Xia, G. Wang, and D. Yu, "A simple controller of minisize quad-rotor vehicle," in *2010 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2010, pp. 1701-1706.
- [121] D. Lee and D. H. Shim, "Development of Mini-Drones and Feedback Linearization Based Velocity Control for Outdoor Autonomous Swarming Flights," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, pp. 178-183, 2018/01/01/ 2018.
- [122] J. Connor, M. Seyedmahmoudian, and B. Horan, "Using particle swarm optimization for PID optimization for altitude control on a quadrotor," in *2017 Australasian Universities Power Engineering Conference (AUPEC)*, 2017, pp. 1-6.
- [123] S.-E.-I. Hasseni and L. Abdou, "Decentralized PID Control by Using GA Optimization Applied to a Quadrotor," *Journal of Automation Mobile Robotics & Intelligent Systems*, vol. 12, pp. 33-44, 2018.
- [124] L. Guettal, A. Chelihi, M. M. Touba, H. E. Glida, and R. Ajgou, "Adaptive Fuzzy-Chebyshev Network-based Continuous Sliding Mode Controller for Quadrotor Unmanned Aerial Vehicle," in *2020 1st International Conference on Communications, Control Systems and Signal Processing (CCSSP)*, 2020, pp. 382-387.
- [125] L. Guettal, A. Chelihi, M. M. Touba, H. E. Glida, and R. Ajgou, "Neural Network-based Adaptive Backstepping Controller for UAV Quadrotor system," in *2020 1st International Conference on Communications, Control Systems and Signal Processing (CCSSP)*, 2020, pp. 388-393.
- [126] H. K. Khalil, *Nonlinear Systems*: Prentice Hall, 2002.
- [127] C. Zhao, S. Dai, G. Zhao, S. Liu, and J. Wen, "Cluster Space Formation Control for Multiple Quadrotors Based on Fuzzy PD Control Algorithm," in *2019 Chinese Automation Congress (CAC)*, 2019, pp. 4146-4151.
- [128] Z. L, F. t. YANG, W. y. ZHOU, H. J, and X. j. SU, "Pitch Angle Control of UAV Based on L1Adaptive Control Law," in *2020 35th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC)*, 2020, pp. 68-72.
- [129] A. Tahir, J. M. Böling, M. H. Haghbayan, and J. Plosila, "Comparison of Linear and Nonlinear Methods for Distributed Control of a Hierarchical Formation of UAVs," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 95667-95680, 2020.
- [130] K. Moral, B. Ayran, and E. Altug, "Design and control of a modular multi-drone system with vertical assemble capability," *International Journal of Dynamics and Control*, 2024/03/20 2024.
- [131] M. Dorigo, M. Birattari, and T. Stützle, "Ant Colony Optimization," *Computational Intelligence Magazine, IEEE*, vol. 1, pp. 28-39, 2006.
- [132] S. A. Dahmane, A. Azzedine, and A. Megueni, "Ant Colony Optimization Algorithm Based on Optimal PID Parameters for a Robotic Arm," vol. 5, 2020.
- [133] M. Mishra, M. Basson, G. V. Ramana, and R. Vassallo, "Ant colony optimization for slope stability analysis applied to an embankment failure in eastern India," *International Journal of Geo-Engineering*, vol. 11, 2020.
- [134] F. Tuaimah, Y. Abd, and F. Al-Amyal, "Ant Colony Optimization based Optimal Power Flow Analysis for the Iraqi Super High Voltage Grid," *International Journal of Computer Applications*, vol. 67, pp. 13-18, 2013.

- [135] S. Ben Abdi, A. Debilou, L. Guettal, and A. Guergazi, "Robust trajectory tracking control of a quadrotor under external disturbances and dynamic parameter uncertainties using a hybrid P-PID controller tuned with ant colony optimization," *Aerospace Science and Technology*, vol. 160, p. 110053, 2025/05/01/ 2025.
- [136] R. Wang, Z. Zhou, H. Ishibuchi, T. Liao, and T. Zhang, "Localized Weighted Sum Method for Many-Objective Optimization," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 22, pp. 3-18, 2018.
- [137] N. P. Nguyen and S. K. Hong, "Sliding Mode Thau Observer for Actuator Fault Diagnosis of Quadcopter UAVs," *Applied Sciences*, vol. 8, p. 1893, 2018.
- [138] S. Cube. (12 mars). *Châssis quadcoptère DJI 450*. Available: <https://www.smart-cube.biz/produit/chassis-quadcoptere-dji-450/>
- [139] E. Systems. (2021, 12 mars). *Fiche technique ESP32-D0WD-V3*. Available: https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/esp32_datasheet_en.pdf
- [140] B. S. GmbH. (May 2013). *BMP180 Digital Pressure Sensor – Data Sheet*. Available: <https://cdn-shop.adafruit.com/datasheets/BST-BMP180-DS000-09.pdf>
- [141] Hardwarelibre. (2019, 13 mars). *ESP32-CAM: ce que vous devez savoir sur ce module*. Available: <https://fr.hwlibre.com/cam%C3%A9ra-esp32/>
- [142] T. Yoo, S. Hong, H. Yoon, and S. Park, "Gain-Scheduled Complementary Filter Design for a MEMS Based Attitude and Heading Reference System," *Sensors*, vol. 11, pp. 3816-3830, 2011.