RE PUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTRY OF HIGHER EDUCATION
AND SCIENTIFIC RESEARCH

HIGHER SCHOOL IN
APPLIED SCIENCE
–T L E M C E N–

وزارة البحث العلمي والتعليم العالي

المدرسة العليا للعلوم التطبيقية
-تلمسان-

Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme d'Ingénieur

Filière: Automatique
Spécialité: Automatique

Présenté par : Aya KERROUMI et Kawther CHOUACHI

Thème

Système d'Irrigation et de Traitement Intelligent Piloté par l'IA pour les Plantes de Culture Alimentaire.

Soutenu publiquement, le 18/06/2026 , devant le jury composé de:

OUDJAMAA Farid	MCB	ESSA Tlemcen	Président
M'HAMEDI Mohammed	MCB	ESSA Tlemcen	Directeur de mémoire
BEKKAOUI Mokhtaria	MCB	ESSA Tlemcen	Co- Directeur de mémoire
NEDJAR Imane	MCA	ESSA Tlemcen	Examinateur 1
ARICHI Faycal	MCA	ESSA Tlemcen	Examinateur 2
OUHOUD Amina	MCA	ESSA Tlemcen	Incubateur
BEKKOUCHE Omar			Partenaire socio-économique

Année universitaire : 2025/2026


بسم الله الرحمن الرحيم

Dédicace

À mes très chers parents,
Vous êtes ma plus grande source de force et de motivation. Grâce à votre amour infini, vos sacrifices silencieux et votre soutien inconditionnel, j'ai pu avancer avec confiance et détermination sur ce long chemin. Vous avez tout donné sans jamais rien demander en retour, et c'est grâce à vous que je suis là aujourd'hui. Vous m'avez transmis les valeurs les plus précieuses de la vie : le travail, la patience, l'humilité et la dignité. Chaque ligne de ce mémoire porte votre empreinte, car ce travail est le fruit de vos efforts autant que des miens. Les mots ne sauront jamais exprimer à quel point je vous suis reconnaissante pour tout ce que vous avez fait et continuez de faire pour moi. Vous êtes mon refuge, ma fierté et ma raison de persévérer. Qu'Allah vous protège, vous garde en bonne santé, vous comble de bonheur et vous récompense au centuple pour tous vos sacrifices.

À mes sœurs, Samira et Khadidja,
Merci pour votre présence, votre affection et vos encouragements constants. Votre soutien m'a toujours donné la force de continuer et de croire en moi.

À mes frères, Dahou, Djilali et Yasser,
Je vous remercie pour votre bienveillance et votre soutien. Vos encouragements ont été précieux tout au long de mon parcours.

À ma chère nièce Firdaous,

Ta présence apporte beaucoup de joie et de bonheur dans ma vie. Ton sourire illumine mes journées et remplit mon cœur d'affection. Je te souhaite une vie pleine de santé, de réussite et de bonheur.

À mon binôme Kawther,
Merci pour ton soutien, ta collaboration et tous les moments de partage tout au long de ce projet. Je garderai un excellent souvenir de cette expérience et du travail réalisé ensemble.

À mes amies de la cité universitaire : Nour, Aya, Hiba, Maïssa, Lina, Ikram, Yousra, Souhila, Ahlem, Rabiaa, Loubna et Meriem,
ous avez été bien plus que de simples amies ; vous avez été une véritable famille loin de chez moi. Merci pour votre soutien, vos encouragements, les moments de joie et les souvenirs inoubliables partagés tout au long de ce parcours. Votre présence a rendu cette aventure plus belle et plus facile. Je vous souhaite tout le bonheur et la réussite que vous méritez.

Enfin, à moi-même,
Je me remercie pour tous les efforts que j'ai fournis durant ce parcours. Malgré les difficultés rencontrées, j'ai continué à travailler avec patience et détermination jusqu'à l'aboutissement de ce projet. Je suis fière du chemin parcouru et du travail accompli. Cette réussite est le résultat de ma persévérance, de ma volonté et de mon

engagement.

Avec tout mon amour et ma profonde affection.

Aya KERROUMI

Dédicaces

À mes très chers parents,

qui ont toujours été mon refuge, ma force et ma plus grande bénédiction. Leur amour inconditionnel, leurs sacrifices silencieux et leurs prières constantes ont illuminé chacun de mes pas.

À ma mère,
Pour son amour infini, sa tendresse, sa patience et ses prières qui m'ont accompagnée tout au long de ce parcours.

À mon père,
Pour sa sagesse, ses sacrifices, son soutien indéfectible et les valeurs qu'il m'a transmises, qui constituent les fondations de tout ce que je suis aujourd'hui.

À ma sœur et à mes frères, Ikhlass, Mohammed et Naoufel,
Pour leur affection, leur présence et les moments partagés, dans les joies comme dans les épreuves.

En tant que fille aînée,
Je dédie humblement ce travail à ma famille, avec gratitude et responsabilité, consciente que chacune de mes réussites porte également une part de vous.

À mes amies, Meriem, Sara, Nor et Lyna,
Pour leur amitié sincère, leur soutien précieux et les instants de partage qui ont rendu cette aventure plus douce et plus humaine.

À mon binôme, Aya,
Compagnonne de route dans cette aventure scientifique, pour sa collaboration, sa patience, son implication et son esprit de partage.

Enfin, à moi-même,
Pour la persévérance, le courage et la détermination qui m'ont permis d'aller jusqu'au bout de ce travail malgré les difficultés rencontrées.

Que ce mémoire soit le témoignage des efforts, du soutien et de l'amour qui ont accompagné ce parcours.

Avec une gratitude infinie et une tendresse sincère.

Kawther CHOUACHI

Remerciements

Avant toute chose, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à Dieu Tout-Puissant, pour nous avoir accordé la force, la patience et la persévérance nécessaires tout au long de ce travail. Sans Sa miséricorde et Ses bénédictions, l'accomplissement de ce mémoire n'aurait jamais été possible.

Nous exprimons également notre profonde reconnaissance aux membres du jury, à commencer par Monsieur le Président du jury, Dr. Oudjamaa Farid, pour l'honneur qu'il nous fait en acceptant de présider l'évaluation de ce travail. Nous adressons aussi nos sincères remerciements à Dr. Nadjar Imane et Dr. Arichi Faycal, examinateurs de ce mémoire, pour avoir accepté d'examiner notre travail. Leurs remarques, critiques et suggestions seront d'une grande valeur pour enrichir et améliorer ce mémoire.

Nous tenons également à remercier Dr. Ouhoud Amina, représentante du CATI, pour sa présence, son intérêt porté à notre projet et ses orientations précieuses. Ses remarques nous ont permis de mieux situer notre travail dans une perspective d'innovation, de valorisation et d'application concrète.

Nous remercions également Monsieur Bekkouche Omar, partenaire socio-économique invité, pour sa présence et l'intérêt porté à la présentation de ce travail.

Nous tenons à adresser nos plus sincères remerciements à notre encadrant, Dr. Mohamed M'hamedi, ainsi qu'à nos co-encadrants, Dr. Mokhtaria Bekkaoui et Prof. Benabdellah Bachir Bouiadjra, pour leur disponibilité, leurs conseils avisés et leur précieuse orientation tout au long de ce travail. Leur rigueur scientifique, leur bienveillance et leur accompagnement attentif nous ont permis d'avancer sereinement à chaque étape de ce projet et d'en améliorer considérablement la qualité. Leur pédagogie et leur professionnalisme ont été une véritable source de motivation et d'inspiration.

Nous adressons nos sincères remerciements à Monsieur Ramzo, responsable du Fablab de l'école, pour nous avoir généreusement ouvert les portes de cet espace et mis à notre disposition les équipements nécessaires à la réalisation de la partie pratique de ce mémoire. Sa disponibilité, sa confiance et son soutien technique ont été essentiels pour concrétiser les aspects expérimentaux de notre travail. Son accompagnement sur le terrain a été d'une grande valeur, tant sur le plan technique que humain.

Nous souhaitons également exprimer notre reconnaissance à Monsieur Messiredi et Monsieur Belarouci pour leurs remarques constructives, leur aide précieuse et leurs encouragements lors de l'élaboration de ce travail. Leur expertise et leur disponibilité nous ont grandement aidés à améliorer la qualité de notre mémoire.

Nous exprimons notre profonde gratitude à l'ensemble des enseignants de

l'École Supérieure en Sciences Appliquées de Tlemcen pour la qualité de l'enseignement dispensé et leur accompagnement tout au long de notre parcours. Grâce à eux, nous avons pu acquérir les compétences nécessaires à la réalisation de ce projet et à notre avenir professionnel.

Enfin, nous adressons une pensée sincère et chaleureuse à toutes les personnes qui nous ont accompagnés, conseillés ou encouragés, de près ou de loin, durant ces cinq années d'études au sein de l'École Supérieure en Sciences Appliquées de Tlemcen.

الملخص

يقدم هذا العمل تصميم وتطوير نظام **PlantGuard AI** ، وهو عبارة عن دفيئة زراعية ذكية ومتصلة تهدف إلى تحسين الإنتاج الزراعي بالاعتماد على تقنيات إنترنت الأشياء **(IoT)** والذكاء الاصطناعي والتطبيقات المحمولة.

يتكون النظام المقترح من وحدتين رئيسيتين. تتمثل الأولى في نظام ري ذكي يعتمد على لوحة **Arduino Mega** لمراقبة المعايير الزراعية الأساسية بشكل مستمر، مثل رطوبة التربة ودرجة الحرارة ودرجة الحموضة **(pH)** والموصلية الكهربائية **(EC)**، وذلك للتحكم الآلي في عملية الري وفق عتبات زراعية محددة مسبقًا. أما الوحدة الثانية فتتمثل في نظام للكشف المبكر عن أمراض أوراق الطماطم، يعتمد على **Raspberry Pi 5** مزود بكاميرا **IMX219** لالتقاط الصور ومعلجتها باستخدام نماذج التعلم العميق بهدف تصنيف الأمراض وتحديد مواقعها بدقة عالية.

يرتبط النظام ببنية سحابية تعتمد على **Firebase** لضمان جمع البيانات وتخزينها ومزامنتها في الزمن الحقيقي.

كما تم تطوير تطبيق جوال باستخدام **Flutter** يتيح للمزارع مراقبة بيانات المستشعرات عن بُعد، والاطلاع على نتائج كشف الأمراض، واستقبال التنبيهات والإشعارات، والتحكم في بعض تجهيزات الدفيئة، إضافة إلى متابعة بث فيديو مباشر.

تم إجراء اختبارات تكامل للتحقق من سلامة عمل مختلف المكونات المادية والبرمجية وضمان تواقفها. كما أنجزت دراسة ريادية شملت نموذج الأعمال **(Business Model Canvas)** وتحليل **SWOT** وخطة مالية، بهدف تقييم الجدوى الاقتصادية وإمكانية تحويل المشروع إلى مؤسسة ناشئة مبتكرة في المجال الزراعي.

الكلمات المفتاحية: الدفيئة الذكية، الزراعة الدقيقة، إنترنت الأشياء، الري الآلي، كشف أمراض النباتات، الذكاء الاصطناعي، التعلم العميق، **Raspberry Pi 5**، **Arduino Mega**، **Fluttese**، **Firebase**، الزراعة الرقمية، الطماطم.

Abstract

This thesis presents the design and development of PlantGuard AI, an intelligent connected greenhouse system dedicated to improving agricultural productivity through the integration of the Internet of Things (IoT), Artificial Intelligence (AI), and mobile technologies.

The proposed system is composed of two main modules. The first is a smart irrigation module based on an Arduino Mega microcontroller that continuously monitors key agronomic parameters, including soil moisture, temperature, pH, and electrical conductivity (EC), to automatically manage irrigation according to predefined agronomic thresholds. The second is an early plant disease detection module based on a Raspberry Pi 5 equipped with an IMX219 camera. Captured images are processed using deep learning models to classify and localize tomato leaf diseases with high accuracy.

The entire system is connected to a Firebase cloud infrastructure that ensures real-time data collection, storage, and synchronization. A mobile application developed using Flutter enables farmers to remotely monitor sensor data, visualize disease detection results, receive alerts and notifications, control greenhouse equipment, and access a live video stream.

Keywords : Smart greenhouse, Precision agriculture, Internet of Things (IoT), Automated irrigation, Plant disease detection, Artificial Intelligence, Deep Learning, Raspberry Pi 5, Arduino Mega, Flutter, Firebase, Digital agriculture, Tomato.

Résumé

Ce mémoire présente la conception et le développement de PlantGuard AI, une serre intelligente connectée dédiée à l'optimisation de la production agricole grâce à l'Internet des Objets (IoT), l'intelligence artificielle et les technologies mobiles.

Le système proposé repose sur deux modules principaux. Le premier est un module d'irrigation intelligente basé sur une carte Arduino Mega assurant la surveillance continue des paramètres agronomiques tels que l'humidité du sol, la température, le pH et la conductivité électrique (TDS), afin de déclencher automatiquement l'irrigation selon des seuils agronomiques prédéfinis. Le second est un module de détection précoce des maladies foliaires des plants de tomate utilisant une caméra IMX219 connectée à un Raspberry Pi 5. Les images acquises sont traitées par des modèles d'apprentissage profond permettant la classification et la localisation des maladies avec une grande précision.

L'ensemble du système est relié à une infrastructure cloud Firebase assurant la collecte, le stockage et la synchronisation des données en temps réel. Une application mobile développée avec Flutter permet à l'agriculteur de superviser à distance les capteurs, visualiser les résultats de détection, recevoir des alertes, contrôler certains équipements et accéder à un flux vidéo en direct de la serre.

Mots clés : Serre intelligente, Agriculture de précision, Internet des Objets (IoT), Irrigation automatisée, Détection des maladies foliaires, Intelligence artificielle, Deep Learning, Raspberry Pi 5, Arduino Mega, Flutter, Firebase, Agriculture numérique, Tomate.

Table des matières

Dédicace **ii**

Dédicace **iv**

Remerciements **v**

vii

Liste des Figures **xvi**

Liste des Tableaux **xviii**

Liste des Abréviations **xix**

Introduction Générale **1**

1 État de l'Art **3**

1.1 Introduction 3

1.2 Contexte Agricole 3

1.2.1 Agriculture en Algérie 3

1.2.2 Culture de la tomate en Algérie 4

1.2.3 Maladies Foliaires de tomate 5

1.2.4 Agents Pathogènes 6

1.2.5 Maladies foliaires de la tomate et leurs agents pathogènes . . 7

1.3 État de l'Art : Systèmes d'Irrigation Intelligente 8

1.3.1 Agriculture de précision 8

1.3.2 Irrigation agricole 8

1.3.3 Techniques d'irrigation 8
1.3.4 Irrigation goutte à goutte 9
1.3.5 Systèmes d'irrigation intelligents 9
1.3.6 Internet des Objets (IoT) 10
1.3.7 Internet des Objets (IoT) appliqué à l'agriculture 10
1.3.8 Agriculture sous serre 10
1.3.9 Utilisation de l'irrigation intelligente dans les serres 11
1.4 État de l'art : Détection de maladies par vision artificielle 11
1.4.1 Vision artificielle en agriculture 11
1.4.2 Applications de l'IA en agriculture 12
1.4.3 Apprentissage automatique 12
1.4.4 Limites d'apprentissage automatique 12
1.4.5 Apprentissage profond (Deep Learning) 13
1.4.6 Apprentissage par transfert 13
1.4.7 Architectures CNN Retenue : EfficientNetB3 13
1.4.8 Modèle YOLO 14
1.5 Synthèse et positionnement du projet 15
1.6 Conclusion 15

2 Conception, Implémentation et Méthodologie du Système 16
2.1 Introduction 16
2.2 Présentation générale de l'architecture du système 16
2.2.1 Préparation de la serre 16
2.2.2 Mise en place du prototype 19
2.3 Module d'irrigation 19
2.3.1 Capteurs utilisés 20
2.3.2 Actionneurs pour l'irrigation automatisée 22
2.3.3 Architectures de contrôle embarqué 24
2.4 Implémentation du Système d'Irrigation 25
2.4.1 Définition des seuils agronomiques 25
2.4.2 Implémentation sur Arduino 25

2.4.3 Calibration des capteurs (pH,EC) 26
2.4.4 Schéma de câblage 27
2.5 Module de Détection des Maladies 28
2.5.1 Caméra IMX219 28
2.5.2 Architectures de contrôle embarqué 28
2.5.3 Étapes de détection et de classification 29
2.5.4 Déclenchement du traitement des plantes 30
2.5.5 Pipeline global de détection et de traitement des maladies . . 31
2.6 Communication et Interface 31
2.6.1 Communication Arduino-Raspberry Pi 31
2.7 Environnement de Développement et Outils 33
2.7.1 Outils de développement embarqué 33
2.7.2 Outils de développement IA 33
2.7.3 Outils de développement de l'interface et du cloud 35
2.8 Conclusion 35

3 Résultats et discussion **37**
3.1 Introduction 37
3.2 Datasets 37
3.2.1 Dataset PlantVillage : EfficientNetB3 37
3.2.2 Dataset Tomato Leaf Diseases : YOLOv8n 38
3.3 Modèles d'Intelligence Artificielle 40
3.3.1 EfficientNetB3 : Classification (PlantVillage) 40
3.3.2 YOLOv8n : Détection (Tomato Leaf Diseases) 40
3.4 Méthodologie d'Entraînement des deux modèles 41
3.4.1 Entraînement et optimisation des modèles 41
3.5 Résultats et discussion 44
3.5.1 Modèle EfficientNetB3 44
3.5.2 Modèle YOLOv8n 46
3.5.3 Analyse de la Matrice de Confusion 47
3.6 Boucle de Feedback : Vérification par YOLOv8n 49

3.6.1 Principe de fonctionnement de la boucle 49
3.6.2 Pourquoi 30% de réduction ? 49
3.6.3 Délais biologiques justifiés 50
3.6.4 Ajustement des délais en temps réel 50
3.7 Synthèse et comparaison des résultats 52
3.8 Application Mobile PlantGuard AI 53
3.8.1 Tableau des technologies utilisées dans l'application 54
3.8.2 Architecture de l'application 54
3.8.3 Connexion et synchronisation Firebase temps réel 55
3.8.4 Fonctionnalités principales 56
3.8.5 Interface utilisateur 61
3.9 Tests d'intégration globale 61
3.9.1 Environnement de test 61
3.9.2 Scénarios de test 61
3.10 Conclusion 62

4 Etude économique **63**
4.1 Présentation du projet 63
4.1.1 Introduction 63
4.1.2 Idée de projet (la solution proposée) 63
4.2 Objectifs du projet 63
4.2.1 Les valeurs proposées 64
4.3 Carte d'information : Équipe d'encadrement et de projet 65
4.3.1 Équipe d'encadrement 65
4.3.2 Équipe de projet 65
4.4 Logo 65
4.5 Modèle économique BMC de notre projet 66
4.5.1 Proposition de valeur 66
4.5.2 Segment client 66
4.5.3 Relations clients 66
4.5.4 Canaux de distribution 67

4.5.5 Activités clés 67
4.5.6 Ressources clés 67
4.5.7 Partenaires clés 68
4.5.8 Structure de coûts 68
4.5.9 Sources de revenus 68
4.6 Analyse SWOT de PlantGuard AI 69
4.7 Business Model Canvas 70
4.8 Plan financier 71
4.8.1 Estimation du montant total de l'investissement 71
4.9 Estimation des ressources humaines 72
4.9.1 Estimation des achats de matières premières 73
4.9.2 Estimation des coûts de la main-d'œuvre 73
4.9.3 Estimation des coûts d'amortissement des investissements . . 74
4.9.4 Estimation des coûts externes du projet 74
4.9.5 Estimation des coûts d'amortissement des investissements . . 75
4.9.6 Estimation du volume des ventes annuelles 76
4.9.7 Calcul du résultat annuel 77
4.9.8 Évolution du chiffre d'affaires 77
4.10 Conclusion 78

Conclusion Générale **79**

Annexe **81**

Table des figures

1.1 Évolution de la production de tomate en Algérie (2010–2023). 4
1.2 Évolution des pertes de tomate en Algérie (2010–2023). 5

2.1 Modélisation 3D de la serre sous SolidWorks. 17
2.2 Découpe des plaques de plexiglas par usinage CNC. 18
2.3 Disposition des composants à l'intérieur de la serre. 19
2.4 Capteur d'humidité et de température d'air. 20
2.5 Capteur d'humidité sol. 21
2.6 Capteur de pH. 21
2.7 Capteur TDS. 22
2.8 Module relais à 6 canaux. 23
2.9 Pompe à Eau 12V 240L/H 23
2.10 Débitmètre YF-S201. 24
2.11 Arduino Mega 2560. 25
2.12 Calibration de capteur pH. 26
2.13 Calibration de capteur EC. 27
2.14 Schéma de câblage du système d'irrigation automatique. 27
2.15 Caméra IMX219. 28
2.16 Raspberry Pi 5. 29
2.17 Pipeline d'entraînement du modèle EfficientNetB3. 31
2.18 Pipeline d'entraînement du modèle YOLOv8n. 31
2.19 Schéma de communication entre Arduino Mega 2560 et Raspberry Pi5 pour l'irrigation et le traitement phytosanitaire automatisés. 32

3.1 Images exemplaires de PlantVillage dataset. 38
3.2 Images exemplaires de Tomato Leaf Diseases dataset. 39
3.3 Diagramme comparatif entre les datasets utilisées : PlantVillage et Tomato Leaf Diseases. 40

3.4 Évolution de la précision d'entraînement et de validation du modèle EfficientNetB3. 44
3.5 Évolution de la perte d'entraînement et de validation du modèle EfficientNetB3. 45
3.6 Matrice de confusion de modèle EfficientNetB3 sur 4 classes. 45
3.7 Courbes d'entrainement YOLOv8n. 47
3.8 Matrice de confusion YOLOv8n. 48
3.9 Organigramme de la boucle de feedback YOLOv8n (critère de succès défini par l'équation 3.2). 51
3.10 Schéma d'architecture trois couches du système de supervision de la serre intelligente. 55
3.11 Écran de connexion de l'application PlantGuard AI. 56
3.12 Écran de supervision des capteurs en temps réel. 57
3.13 Écran de Détection et affichage des maladies. 58
3.14 Écran de Contrôle manuel à distance. 59
3.15 Écran pour scanner de feuilles. 60

4.1 Logo du projet. 65

Liste des tableaux

1.1 Quelques maladies foliaires des tomates. 7
1.2 Comparaison des principales techniques d'irrigation [38]. 9
1.3 Synthèse des travaux existants sur la détection des maladies de la tomate par deep learning. 15

3.1 Répartition des classes de maladies de la tomate dans le dataset PlantVillage. 38
3.2 Répartition des classes de maladies de la tomate dans le dataset Tomato Leaf Diseases. 39
3.3 Hyperparamètres d'entraînement — EfficientNetB3 vs YOLOv8n. . . 42
3.4 Rapport de classification de modèle EfficientNetB3 (PlantVillage). . . 46
3.5 Métriques de détection YOLOv8n par classe (ensemble de test). . . . 48
3.6 Délais biologiques de vérification par maladie. 50
3.7 Facteurs de modulation du délai biologique selon les conditions terrain. 50
3.8 Comparaison détaillée EfficientNetB3 vs YOLOv8n pour le contexte agronomique. 52
3.9 Technologies utilisées dans l'application PlantGuard AI. 54
3.10 Scénarios de test du système PlantGuard IA. 62

4.1 Équipe d'encadrement. 65
4.2 Équipe de projet. 65
4.3 Analyse SWOT du projet PlantGuard AI. 69
4.4 Modèle économique BMC de PlantGuard AI. 70
4.5 Tableau des équipements et coût total du prototype de serre intelligente. 71
4.6 Estimation des ressources humaines. 72
4.7 Estimation des achats de matières premières. 73
4.8 Estimation des coûts de la main-d'œuvre avec un salaire minimum de 45 000 DA/mois. 73
4.9 Estimation des coûts externes du projet. 74

4.10 Estimation des coûts d'amortissement des investissements. 74
4.11 Tableau d'amortissement des investissements : PlantGuard AI. 75
4.12 Estimation du volume des ventes annuelles. 76
4.13 Calcul du résultat annuel prévisionnel. 77
4.14 Évolution du chiffre d'affaires. 77

Liste des Abréviations

Intelligence Artificielle & Apprentissage Profond

AI	Artificial Intelligence
CNN	Convolutional Neural Network (Réseau de Neurones Convolutif)
DL	Deep Learning (Apprentissage Profond)
F1	F1-Score (Moyenne harmonique précision/rappel)
FPN	Feature Pyramid Network
GPU	Graphics Processing Unit (Unité de Traitement Graphique)
HSV	Hue, Saturation, Value (Teinte, Saturation, Valeur)
IA	Intelligence Artificielle
LR	Learning Rate (Taux d'Apprentissage)
mAP	mean Average Precision (Précision Moyenne)
ML	Machine Learning (Apprentissage Automatique)
NCNN	Neural network Inference framework optimisé pour CPU (Tencent)
PAN	Path Aggregation Network
RGB	Red, Green, Blue (Rouge, Vert, Bleu)
TPU	Tensor Processing Unit

IoT & Matériel Embarqué

AC	Alternating Current (Courant Alternatif)
CPU	Central Processing Unit (Unité Centrale de Traitement)
CSI	Camera Serial Interface
DC	Direct Current (Courant Continu)
GPIO	General Purpose Input/Output (Entrée/Sortie Générique)
ICSP	In-Circuit Serial Programming
IoT	Internet of Things (Internet des Objets)
MIPI	Mobile Industry Processor Interface
NTC	Negative Temperature Coefficient (Thermistance à CTN)
PCB	Printed Circuit Board (Circuit Imprimé)
PWM	Pulse Width Modulation (Modulation de Largeur d'Impulsion)
RAM	Random Access Memory (Mémoire Vive)
SBC	Single Board Computer (Ordinateur Monocarte)
UART	Universal Asynchronous Receiver-Transmitter
USB	Universal Serial Bus

Capteurs & Mesures

DHT11	Digital Humidity and Temperature sensor (modèle 11)
EC	Electrical Conductivity (Conductivité Électrique)
IMX219	Capteur d'image Sony 8 Mégapixels (Raspberry Pi Camera v2)
NPK	Azote (N), Phosphore (P), Potassium (K) — macronutriments
pH	Potentiel Hydrogène (mesure de l'acidité d'une solution)
TDS	Total Dissolved Solids (Solides Totaux Dissous, en ppm)
YF-S201	Capteur de débit d'eau à effet Hall (modèle YF-S201)

Logiciels & Développement

API	Application Programming Interface (Interface de Programmation)
CAO	Conception Assistée par Ordinateur
CNC	Commande Numérique par Calculateur
DXF	Drawing Exchange Format (Format d'échange CAO)
HTTP	HyperText Transfer Protocol
HTTPS	HyperText Transfer Protocol Secure
IDE	Integrated Development Environment
JSON	JavaScript Object Notation
OS	Operating System (Système d'Exploitation)
SDK	Software Development Kit
UI	User Interface (Interface Utilisateur)
URL	Uniform Resource Locator
UX	User Experience (Expérience Utilisateur)

Économie & Organismes

ANADE	Agence Nationale d'Appui au Développement de l'Entrepreneuriat
ANSEJ	Agence Nationale de Soutien à l'Emploi des Jeunes
BMC	Business Model Canvas
DA	Dinar Algérien
ESSA	École Supérieure en Sciences Appliquées (Tlemcen)
FAO	Food and Agriculture Organization
ONS	Office National des Statistiques (Algérie)
PIB	Produit Intérieur Brut
SWOT	Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats
TYLCV	Tomato Yellow Leaf Curl Virus
USD	United States Dollar (Dollar Américain)

Introduction Générale

Sur le plan hydrique, l'agriculture représente environ 70 % des prélèvements mondiaux d'eau douce, et la demande alimentaire mondiale devrait augmenter de 60 % d'ici 2050, rendant urgent de s'attaquer à la pénurie d'eau. À cela s'ajoute une pression supplémentaire : plus de 60 % des terres irriguées dans le monde sont soumises à un stress hydrique élevé, ce qui place l'irrigation agricole à la fois comme contributrice et comme victime de la dégradation croissante des ressources en eau [1][2].

Face à cette réalité, les méthodes d'irrigation traditionnelles souvent basées sur des pratiques manuelles et empiriques ne peuvent plus répondre aux exigences d'une agriculture moderne et durable. Les systèmes d'irrigation intelligents exploitant les technologies de l'Internet des Objets (IoT) et les capteurs ont émergé comme une approche révolutionnaire pour moderniser l'agriculture. Ces systèmes permettent une gestion précise et en temps réel de l'eau, en adaptant l'apport hydrique aux besoins réels des plantes mesurés par des capteurs d'humidité du sol, de température et d'hygrométrie [3]

Parallèlement à la problématique de l'eau, les maladies phytopathologiques constituent une menace tout aussi critique. Selon la FAO, les maladies et organismes nuisibles aux plantes sont à l'origine de pertes de 20 à 40 % de la production agricole mondiale chaque année, représentant un coût économique dépassant les 220 milliards de dollars USD. Dans le cas de la tomate[4], En Algérie, une diminution de la production de tomates industrielles de 14,1% en 2022 a été remarquée, suite à une période décroissance continue de quatre ans [5].

Trois maladies foliaires majeures sont responsables d'une part significative des pertes de rendement enregistrées dans les principales zones de culture de tomate en Algérie. L'alternariose, causée par Alternaria solani, se caractérise par l'apparition de taches nécrotiques concentriques sur le feuillage et peut engendrer des baisses de productivité supérieures à 20% [6]. Le mildiou, dont l'agent causal est Phytophthora infestans, constitue l'une des menaces phytosanitaires les plus redoutables pour la tomate dans les régions septentrionales du pays : particulièrement virulent en conditions d'humidité élevée, il est susceptible de provoquer des pertes de rendement allant de 70 à 80%, pouvant aller jusqu'à la destruction totale des cultures lors d'épidémies sévères, phénomène documenté dans plusieurs wilayas de l'Ouest algérien [7][8]. Enfin, la moisissure des feuilles, provoquée par Passalora fulva, induit une dégradation progressive du couvert foliaire, affectant l'activité photosynthétique de la plante et diminuant sensiblement la qualité marchande des fruits produits [9].

Or, la détection précoce d'une maladie ne représente qu'une première étape. La valeur réelle d'un système intelligent réside dans sa capacité à réagir automatiquement à cette détection, en déclenchant des mécanismes de traitement adaptés : ajustement du régime d'irrigation, activation de traitements phytosanitaires ciblés,

envoi d'alertes en temps réel à l'agriculteur. Le développement de systèmes d'irrigation intelligents intégrant le machine learning et l'IoT pour la détection précoce des maladies foliaires et l'évaluation de leur impact sur le rendement des cultures constitue ainsi une piste prometteuse pour l'agriculture de précision [10].

Les architectures IoT pour la serre connectée combinent typiquement des microcontrôleurs embarqués, des capteurs environnementaux, des plateformes cloud pour le stockage et la synchronisation des données, et des applications mobiles pour la supervision à distance. Les résultats préliminaires de systèmes IoT implémentés en environnement de serre montrent leur capacité à publier en continu des données telles que la température, l'humidité et le débit d'eau, et à ajuster les paramètres contrôlés pour garantir un environnement de croissance optimal [11].

C'est dans cette perspective systémique que s'inscrit le présent projet de fin d'études. Celui-ci propose la conception et le déploiement de PlantGuard AI, un système intelligent de serre connectée intégrant un module de détection des maladies foliaires par vision artificielle — reposant sur les architectures EfficientNetB3 et YOLOv8n déployées sur Raspberry Pi et un système d'irrigation intelligente piloté par des capteurs environnementaux via un Arduino Mega, le tout supervisé à distance au travers d'une application mobile Flutter synchronisée en temps réel avec la plateforme cloud Firebase.

Ce mémoire est structuré en trois chapitres complémentaires.

Le premier chapitre dresse l'état de l'art des domaines sous-jacents au projet. Il aborde successivement le contexte agricole algérien et les problématiques phytosanitaires de la tomate, les fondements de l'agriculture de précision et des systèmes IoT appliqués aux serres intelligentes, puis les approches de vision artificielle et d'apprentissage profond retenues pour la détection des maladies foliaires, notamment les architecturesEfficientNetB3 et YOLOv8n.

Le deuxième chapitre est consacré à la conception et à l'implémentation du système. Il présente l'architecture matérielle de la serre, conception 3D sous SolidWorks et fabrication CNC puis détaille le module d'irrigation embarqué sur Arduino Mega (capteurs DHT11, humidité du sol, pH, TDS, actionneurs et seuils agronomiques), le module de détection des maladies sur Raspberry Pi 5 avec caméra IMX219, ainsi que la communication entre les deux unités embarquées et les outils de développement utilisés.

Le troisième chapitre présente la méthodologie d'entraînement des modèles d'intelligence artificielle (EfficientNetB3 sur PlantVillage et YOLOv8n sur Tomato Leaf Diseases), analyse les résultatsobtenus courbes d'apprentissage, matrices de confusion et métriques finales puis détaille l'application mobile Flutter synchronisée avec Firebase et les tests d'intégration globale conduits en conditions réelles.

Le quatrième chapitre est consacré à la valorisation entrepreneurialedu projet. Il présente le Business Model Canvas de PlantGuard AI,l'analyse stratégique du marché, les formes d'innovation du projet ainsi que 'étude financière, incluant les investissements initiaux.

État de l'Art

1.1 Introduction

L'agriculture est la principale source de production alimentaire dans notre pays, Elle contribue pour plus de 12% du produit intérieur brut (PIB) [12]. Cependant, ce secteur est aujourd'hui confronté à plusieurs défis majeurs, notamment le changement climatique [13], la raréfaction des ressources en eau [14] et l'augmentation continue de la demande alimentaire. Par ailleurs, près de 40% des terres cultivables sont menacées par la dégradation des sols, tandis que les maladies végétales sont responsables de pertes pouvant atteindre 30% des rendements annuels [15][16]. Dans ce contexte, les dispositifs d'irrigation intelligente automatises, de détection et de surveillance d'apparition de maladies fongiques sont d'une d'une importance agronomique capitale pour le suivi des cultures en plein champs et/ou serre, en outre l'identification et la classification des pathologies végétales, bases sur la vision par ordinateur et l'apprentissage profond, représentent une option pour le suivi rigoureux des cultures , et dans cette étude, nous traiterons des des pathologies de la tomate, des systèmes d'irrigation intelligents, couplés à des techniques de détection par vision industrielle.

1.2 Contexte Agricole

1.2.1 Agriculture en Algérie

L'agriculture est un des piliers essentiels de l'économie algérienne. Depuis 2017, l'agriculture représentait plus de 12% du produit intérieur brut (PIB) national, abandonner l'industrie agroalimentaire, mais cette contribution connaissait des variations importantes d'une année à l'autre en raison des perturbations météorologiques [12]. Cette évolution a été constatée constante et croissante au cours des années : durant le premier trimestre 2025, la croissance économique totale de l'Algérie a grimpé à 4,5%, comparativement à 4,2 % à la même époque en 2024, stimulée principalement par une augmentation notable du domaine agricole de +6,1% [17]. D'un point de vue social, l'agriculture joue un rôle tout aussi crucial. Elle emploie près de 2,6 millions d'agriculteurs, soit plus de 74% de la population active en milieu rural et approximativement 24% de l'ensemble du personnel actif du pays. Dans le domaine de la sécurité alimentaire, l'industrie fournit 74% des exigences nationales en produits agricoles, ce qui fait d'elle un élément essentiel de l'autonomie alimentaire du pays. Cependant, le secteur reste confronté à des défis importants : manque d'eau, conditions climatiques difficiles et prolifération de maladies phytosanitaires menacent la productivité des exploitations et justifient le recours à des solutions technologiques intelligentes [18].

1.2.2 Culture de la tomate en Algérie

La tomate (Solanum lycopersicum) est une plante herbacée annuelle de la famille des Solanacées, originaire d'Amérique du Sud. Elle se cultive aussi bien en plein champ que sous serre, avec un cycle végétatif variant de 90 à 150 jours selon les variétés et les conditions climatiques [19]. En Algérie, la tomate est l'une des cultures maraîchères les plus cruciales, s'étendant sur plus de 25 000 hectares selon les données FAOStat 2022, dont une part significative est réservée à la tomate industrielle [19]. Durant la campagne 2020/2021, la production nationale des cultures maraîchères a atteint 146 millions de quintaux, parmi lesquelles la tomate industrielle s'est distinguée avec 23,2 millions de quintaux, soit une hausse de 17 % par rapport à la campagne précédente, représentant à elle seule 97 % de la production des cultures industrielles [20]. La culture est pratiquée dans l'ensemble du pays, avec une concentration notable dans les wilayas de l'Est (Annaba, Skikda, El Tarf, Guelma), du Centre (Tipaza, Boumerdès) et du Sud (Biskra, El Oued) [19]. Bien que l'Algérie ait atteint un record de production de 2,7 millions de tonnes en 2024, elle demeure absente du marché international d'exportation de tomates fraîches, un marché ayant rapporté 12,4 milliards de dollars cette même année et principalement contrôlé par le Mexique, les Pays-Bas et le Maroc [21]. . Ce potentiel non exploité est d'autant plus préoccupant que les pertes post-récolte atteignent jusqu'à 50 % de la production dans les pays en développement, sous l'effet des maladies phytosanitaires, du stress hydrique et des variations climatiques . Les figures 1.1 et 1.2 illustrent cette dynamique contradictoire : une croissance continue de la production entre 2010 et 2023, accompagnée de pertes persistantes qui freinent l'exploitation réelle du potentiel agricole national. Ces pertes soulignent la nécessité urgente de moderniser les pratiques culturales et de renforcer les systèmes de détection précoce des maladies.

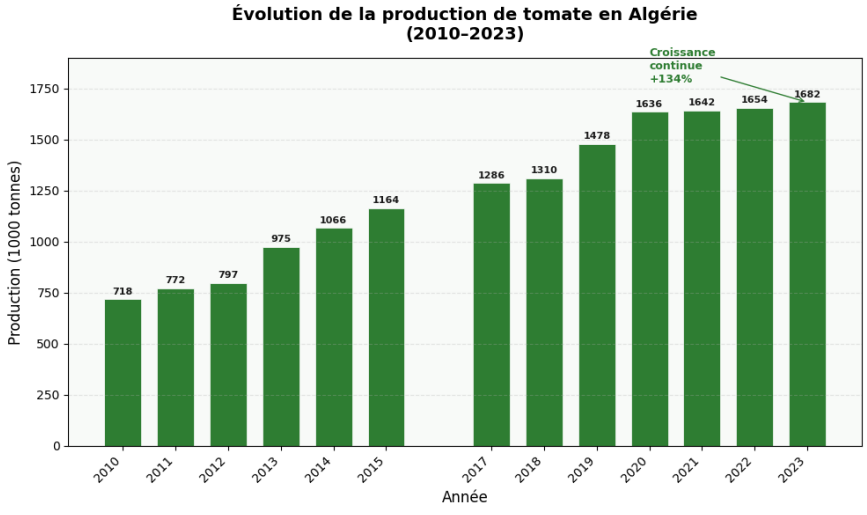


FIGURE 1.1 – Évolution de la production de tomate en Algérie (2010–2023).

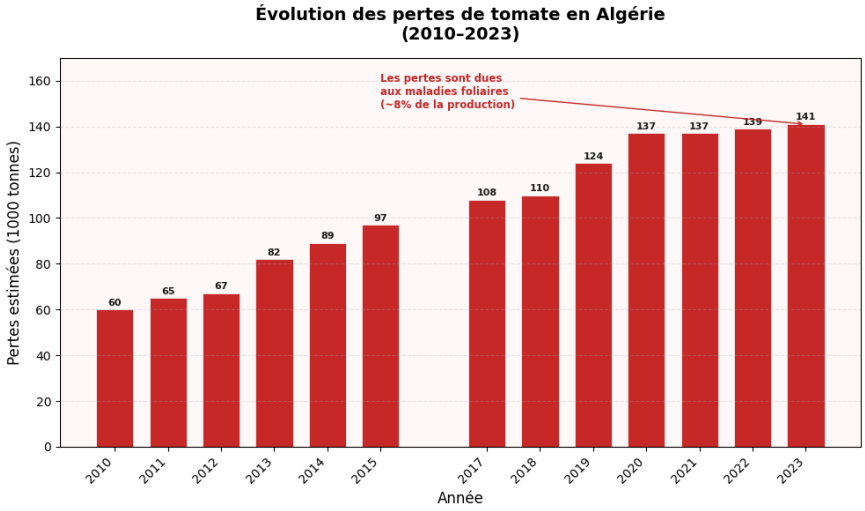


FIGURE 1.2 – Évolution des pertes de tomate en Algérie (2010–2023).

Les figures précédentes montrent que la production de tomate en Algérie a connu une croissance continue au cours des dernières années. Toutefois, les pertes ont également augmenté, ce qui met en évidence l'impact des maladies et des contraintes environnementales sur le rendement agricole. Cette situation souligne l'importance de solutions intelligentes permettant une surveillance continue et une détection précoce des maladies.

1.2.3 Maladies Foliaires de tomate

La tomate est l'un des légumes les plus consommés dans le monde et représente une culture agricole de grande importance économique[22]. Toutefois, cette culture est confrontée à plusieurs contraintes pouvant limiter sa production et affecter sa qualité, Les plants de tomate peuvent être attaqués par divers agents pathogènes tels que les insectes, les acariens et les nématodes, ainsi que par des maladies d'origine cryptogamique, bactérienne ou virale. En outre, des facteurs abiotiques comme les conditions climatiques, l'humidité, la température et la concurrence des mauvaises herbes influencent également le développement de la culture. [23]. Selon les recherches,plus de 200 maladies affectant la tomate ont été identifiées à travers le monde[24] et parmi ces maladies on retrouve les maladies foliaires qui se caractérisent par diverses altérations du feuilles : taches brunes cerclées de jaune, nécroses, décolorations, moisissures ou détériorations de la surface foliaire, constituant autant de signes visibles d'une infection en cours [25].

1.2.4 Agents Pathogènes

1.2.4.1 Maladies causées par des bactéries

Les maladies des plantes causées par des bactéries figurent parmi les infections les plus courantes en agriculture. Il s'avère délicat de prévenir et de maîtriser ce genre de maladie végétale.

Pour qu'un agent infectieux puisse provoquer une infection, il doit s'introduire dans les tissus de la plante cultivée, généralement via des régions touchées par des instruments agricoles, des attaques d'insectes (comme les insectes piqueurs) ou simplement du fait de conditions climatiques défavorables comme la poussière, le vent ou de fortes pluies. Les bactéries ont la capacité d'infecter les plantes via des ouvertures naturelles ou des glands (par exemple, qui produisent du nectar) [26].

1.2.4.2 Maladies fongiques

Maladies fongiques des plantes Les champignons pathogènes représentent le problème agricole le plus courant. Selon les recherches, ce type de maladie des plantes détruit environ un tiers de toutes les cultures alimentaires chaque année. Il s'agit donc d'une préoccupation sérieuse, tant d'un point de vue humanitaire qu'économique. Tout comme les maladies bactériennes des plantes, es infections affectent principalement les plantes par le biais de blessures, de stomates et de pores d'eau. De plus, les spores fongiques sont souvent transportées par les rafales de vent. Symptômes des maladies fongiques des plantes Fréquemment, une infection fongique entraîne une nécrose locale ou générale. De plus, les maladies des plantes provoquées par des champignons peuvent perturber la croissance normale ou contribuer à des déformations anormales, communément appelées hypertrophies. Parmi les autres symptômes des maladies des plantes, on peut mentionner : des taches sur les feuilles ; l'exfoliation ;la pourriture ; l'anthracnose ; les ulcères ; les enroulements de feuilles et les verrues [26].

1.2.4.3 Maladies causées par les nématodes

Les nématodes sont de petits vers parasites vivant principalement dans le sol et attaquant les racines, les tubercules et les bulbes des plantes. Souvent invisibles à l'œil nu, ils se nourrissent de la sève végétale, ce qui affaiblit progressivement les cultures.

Les principaux symptômes d'une infestation par les nématodes sont le jaunissement des feuilles, le retard de croissance, la faible réponse aux apports en eau et en engrais, le dépérissement progressif de la plante ainsi que la réduction ou la destruction du système racinaire. Bien que leurs dégâts apparaissent lentement, leur propagation peut être rapide, ce qui rend leur détection précoce essentielle pour limiter les pertes agricoles [26].

1.2.4.4 Maladies virales

Les maladies virales sont parmi les plus dangereuses pour les plantes. Elles sont causées par des virus ou des viroïdes qui se propagent par les semences, le pollen, les insectes, le contact entre plantes ou encore le sol. Une fois infectée, une plante est généralement difficile à guérir. Les symptômes majeurs des infections virales incluent les déformations de feuilles et de fleurs, la nécrose tissulaire, le retard de croissance (nain) et la décoloration des feuilles, particulièrement le jaunissement et l'éclaircissement des veines. Il est aussi possible que certaines pathologies virales entraînent une dégradation du système racinaire. Cependant, il arrive que des plantes malades n'aient pas de signes visibles, complexifiant ainsi leur identification et leur gestion[26].

1.2.4.5 Maladies causées par des plantes parasites

Les organismes parasites sont parmi les plus nuisibles pour les plantations. Elles s'attachent à une plante hôte à l'aide d'organes spécialisés et absorbent l'eau et les nutriments essentiels à leur croissance. Cette relation parasitaire diminue la vigueur de la plante hôte, diminue sa production et peut, dans certains cas, contribuer à sa disparition. Selon le type de plante, un parasite peut nuire à diverses cultures, représentant par conséquent un danger considérable pour la production agricole [26].

1.2.5 Maladies foliaires de la tomate et leurs agents pathogènes

Les maladies foliaires de la tomate sont causées par différents agents pathogènes tels que les champignons, les virus et les acariens. Le tableau 1.1 présente les principales maladies foliaires de la tomate ainsi que leurs agents pathogènes associés.

N°	Maladie	Agent pathogène	Référence
1	Alternariose précoce	*Alternaria solani(champignon)*	[27]
2	Mildiou	*Phytophthora infestans(champignon)*	[28]
3	Moisissure des feuilles	*Passalora fulva(Champignon)*	[17]
4	Septoriose	*Septoria lycopersici(champignon)*	[29]
5	Acariens rouges	*Tetranychus urticae(Acarien)*	[30]
6	Tache cible	*Corynespora cassiicola(Champignon)*	[31]
7	Virus enroulement jaune (TYLCV)	*Tomato Yellow Leaf Curl Virus*	[32]
8	Virus de la mosaïque (ToMV)	*Tomato mosaic virus*	[33]

Table 1.1 – Quelques maladies foliaires des tomates.

1.3 État de l'Art : Systèmes d'Irrigation Intelligente

1.3.1 Agriculture de précision

L'agriculture de précision, est un système complet qui optimise la production agricole grâce à l'utilisation d'informations sur les cultures, de technologies avancées et de pratiques de gestion. Cela implique l'utilisation de systèmes de gestion des activités agricoles basés sur l'information et la technologie pour identifier, analyser et gérer les variations spatiales et temporelles au sein des champs afin d'assurer une productivité et une rentabilité optimales[34]. Par conséquent,L'agriculture de précision offre la possibilité d'adapter chaque action agronomique (l'irrigation, la fertilisation, les traitements) en fonction de la variabilité spécifique des parcelles, ce qui diminue les intrants de 20 à 40 % tout en augmentant les rendements de 15 à 30 % en fonction des cultures[35].

1.3.2 Irrigation agricole

Le terme « irrigation » a été défini comme : l'application d'eau complémentaire à celle fournie directement par les précipitations naturelles pour la production agricole. L'irrigation est l'opération consistant à apporter artificiellement de l'eau à des végétaux cultivés pour en augmenter la production, et permettre leur développement normal en cas de déficit d'eau induit par un déficit pluviométrique, un drainage excessif ou une baisse de nappe,en particulier dans les zones [36].

1.3.3 Techniques d'irrigation

Les techniques d'irrigation agricole sont des méthodes pour apporter de l'eau aux cultures pour augmenter la production, et permettre leur développement normal en cas de déficit d'eau induit par un déficit pluviométrique et sont classifiées en irrigation de surface, irrigation par aspersion et micro irrigation. Décider de sélectionner une technique d'irrigation ou de passer à une technique plus efficiente est compliqué [37].

Technique d'irrigation	Principe	Avantages	Inconvénients
Irrigation gravitaire	L'eau s'écoule naturellement sous l'effet de la gravité	Faible coût, simplicité de mise en œuvre	Consommation d'eau élevée, faible efficacité
Aspersion	L'eau est pulvérisée sous forme de pluie artificielle	Bonne couverture des cultures	Sensible au vent et à l'évaporation
Micro-aspersion	Diffusion localisée de l'eau par de petits asperseurs	Économie d'eau, arrosage précis	Peut favoriser certaines maladies foliaires
Goutte à goutte	L'eau est apportée directement au niveau des racines par des goutteurs	Très économe en eau, facilement automatisable	Coût d'installation relativement élevé
Goutte à goutte enterré	Les conduites sont enterrées pour alimenter directement la zone racinaire	Très faible évaporation, haute efficacité	Maintenance et installation plus complexes

TABLE 1.2 – Comparaison des principales techniques d'irrigation [38].

1.3.4 Irrigation goutte à goutte

L'irrigation goutte à goutte est le système de distribution d'eau et de nutriments le plus efficace pour les cultures en croissance. Il fournit de l'eau et des nutriments directement à la zone des racines de la plante, en quantité suffisante, au bon moment, afin que chaque plante obtienne exactement ce dont elle a besoin, au moment opportun, pour se développer de manière optimale. Grâce à l'irrigation au goutte à goutte, les agriculteurs peuvent obtenir de meilleurs rendements tout en économisant de l'eau, des engrais, de l'énergie et même des produits phytosanitaires [37].

1.3.5 Systèmes d'irrigation intelligents

L'irrigation intelligente désigne un système automatisé capable d'adapter l'apport en eau selon les besoins réels des cultures et les conditions environnementales. Contrairement aux méthodes traditionnelles basées sur des horaires fixes, ce type de système utilise des capteurs, des données météorologiques et des technologies de communication à distance afin de fournir l'eau uniquement au moment et à l'endroit nécessaires [39]. Il offre tout d'abord un contrôle optimal de l'eau, délivrant précisément la quantité requise et minimisant les pertes, ce qui contribue à une bonne croissance des plantes ,de plus, il offre une souplesse appréciable (les schémas d'irrigation peuvent être modifiés aisément en fonction des cultures ou des changements climatiques). D'un point de vue agricole, il favorise une productivité plus élevée en réduisant le stress lié à l'eau et en augmentant le rendement [40].

1.3.6 Internet des Objets (IoT)

L'internet des objets désigne le réseau d'objets matériels dotés de capteurs, de logiciels et d'autres technologies, conçu pour partager des données avec d'autres dispositifs et systèmes via Internet [41],Ces objets couvrent un spectre très large, allant des appareils portables et électroménagers aux systèmes industriels et agricoles, en passant par les capteurs environnementaux et les dispositifs de contrôle automatisé [42].

1.3.7 Internet des Objets (IoT) appliqué à l'agriculture

L'Internet des Objets (IoT) appliqué à l'agriculture désigne l'ensemble des dispositifs physiques(capteurs, actionneurs, équipements connectés) reliés entre eux et à des plateformes logicielles via Internet, permettant la collecte et le traitement automatique de données agronomiques en temps réel [43]. Sa mise en œuvre dans les exploitations agricoles permet de réduire le temps consacré au contrôle des activités courantes, au suivi des opérations et des statuts spécifiques, libérant ainsi l'agriculteur pour des tâches à plus forte valeur ajoutée. Dans ce cadre, l'IoT relie des équipements à des capteurs, des interfaces intelligentes et des logiciels de gestion agricole, prenant notamment la forme de capteurs dans les sols , et de systèmes d'irrigation connectés qui se déclenchent automatiquement selon l'état hydrique du sol. L'objectif final est d'accroître la productivité, de réduire les coûts d'intrants et d'améliorer la traçabilité des opérations agricoles [44]. Parmi les applications les plus courantes de l'IoT en agriculture, on distingue l'agriculture de précision via les drones équipés de capteurs, l'agriculture verticale permettant le contrôle de l'humidité du sol depuis des appareils mobiles, les systèmes combinant IoT et intelligence artificielle pour prescrire automatiquement des paramètres d'intervention, et les serres intelligentes assurant le suivi continu de paramètres tels que les solutions nutritives, la température et la luminosité pour améliorer la croissance et le rendement des plantes. L'ensemble de ces avancées oriente l'agriculture moderne vers une automatisation complète de la production, portée par la convergence entre IoT, IA et plateformes cloud [45].

1.3.8 Agriculture sous serre

plasticulture, également appelée culture sous serre , fait référence à la méthode de culture de plantes (qu'il s'agisse de l'horticulture maraîchère ou de l'horticulture ornementale) à l'intérieur d'une serre où les conditions de température, d'humidité et de cycle lumineux sont adaptées et régulées [46],Elle a pour objectif d'exclure les cultures agricoles ou de loisirs des facteurs climatiques afin d'optimiser la gestion des besoins des plantes, d'accélérer leur croissance et de les produire indépendamment des saisons [47]. La serre, initialement pensée comme une simple structure délimitée par un mur transparent, est en fait un facteur de changement climatique. Même si le climat naturel « sous abri » ne satisfait que rarement toutes les exigences culturales, il offre assurément la possibilité d'échapper partiellement aux restrictions imposées par le climat extérieur,en particulier celles concernant les basses températures, et de

supprimer les contraintes imposées par les épisodes de pluie ou la force du vent. La serre est une « enceinte » conçue pour la culture ou la protection des plantes en capitalisant sur le rayonnement solaire. Ses dimensions permettent à un individu de travailler aisément à l'intérieur [47].

1.3.9 Utilisation de l'irrigation intelligente dans les serres

Les serres intelligentes sont utilisées pour assurer une gestion automatisée et efficace des conditions climatiques à l'intérieur de la serre. Elles permettent de fournir aux agriculteurs différentes informations telles que le taux d'humidité, la température, les étapes de croissance des plantes, la nature du sol, la qualité des engrais ainsi que l'état général de la serre. Ces systèmes peuvent également intégrer des données météorologiques externes et des solutions d'irrigation intelligentes afin d'améliorer les conditions de culture [48].

1.4 État de l'art : Détection de maladies par vision artificielle

1.4.1 Vision artificielle en agriculture

L'agriculture moderne connaît une évolution importante grâce à l'intégration de l'intelligence artificielle et des technologies numériques et les pays du monde entier reconnaissent le potentiel de l'IA pour relever les défis croissants de la production alimentaire dans un climat en évolution rapide. Selon l'Organisation des Nations unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO), les technologies de l'agriculture de précision, y compris l'IA, pourraient permettre d'augmenter les rendements des cultures mondiales de 20% [49].

Dans ce contexte,l'Intelligence artificielle est devenue une pratique courante dans le domaine de l'agriculture. Selon Research and Markets , l'IA dans le domaine de l'agriculture a été évaluée à environ 518,7 millions en 2017. Notamment, l'utilisation croissant des technologies de vision par le marché des solutions d'IA basées sur la technologie de vision par ordinateur se développe en raison de l'augmentation de la demande pour des applications agricoles et une surveillance continue de la santé des cultures [50].

Par ailleurs,L'agriculture connaît une transformation grâce à la vision par ordinateur et la détection d'objets, qui améliorent la précision, l'évolutivité et l'efficacité de la gestion des exploitations. Ces technologies soutiennent actuellement des processus cruciaux tels que l'identification des fruits, la récolte automatisée et la surveillance des parasites, facilitant aux agriculteurs la prise de décisions basées sur des données en temps réel. Avec l'avancée des progrès en intelligence artificielle, l'agriculture se dirige vers un futur plus durable et plus productif [51].

1.4.2 Applications de l'IA en agriculture

L'IA est utilisée dans de nombreuses applications agricoles, notamment :

1. **Détection des maladies :** Utilisation de l'IA pour identifier les maladies des plantes et les ravageurs, permettant une intervention rapide et ciblée.
2. **Gestion de l'irrigation :** Utilisation de capteurs et d'algorithmes d'IA pour optimiser l'irrigation en fonction des besoins des cultures et des conditions météorologiques.
3. **Prédiction des rendements :** Utilisation de modèles d'IA pour prédire les rendements agricoles en fonction de divers facteurs, tels que les conditions météorologiques et les pratiques agricoles.
4. **Optimisation des cultures :** Utilisation de l'IA pour optimiser les cultures en fonction des conditions locales, des préférences des consommateurs et des contraintes environnementales [52].

1.4.3 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (Machine Learning),qui est une branche de l'intelligence artificielle (IA), vise à reproduire certains comportements intelligents humains en développant des modèles informatiques capables d'apprendre et de faire des prédictions. Cela permet de prendre des décisions de manière autonome à partir des données fournies. Ces modèles améliorent continuellement leur précision grâce aux informations qu'ils exploitent. L'expression « apprentissage automatique » est utilisée pour décrire la capacité des ordinateurs à acquérir de nouvelles compétences sans être explicitement programmés[53]. Un algorithme d'apprentissage automatique, basé sur un modèle mathématique et utilisant des ensembles de données existants, permet de générer des prédictions ou de résoudre des problèmes spécifiques. Les deux principales formes d'apprentissage automatique sont l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé [54].

Au fil de ses expériences successives, l'agent ajuste progressivement sa politique décisionnelle afin de maximiser la somme des récompenses accumulées sur le long terme, sans supervision explicite de la part d'un opérateur humain [55].

1.4.4 Limites d'apprentissage automatique

Malgré ses performances, l'apprentissage automatique présente plusieurs limites fondamentales : un modèle peut détecter des corrélations statistiques sans établir de relations causales, certaines architectures complexes souffrent d'un manque de transparence dit effet boîte noire (black box) rendant difficile l'interprétation des décisions produites, et le phénomène de dérive de concept (concept drift) peut dégrader progressivement les performances d'un modèle lorsque la distribution des données évolue avec le temps [56].

1.4.5 Apprentissage profond (Deep Learning)

L'apprentissage profond est une sous-catégorie de l'apprentissage automatique et figure parmi les technologies les plus avancées en termes d'intelligence artificielle. Il s'agit essentiellement d'un réseau de neurones composé de trois couches ou plus.

Les réseaux de neurones artificiels, également appelés réseaux de neurones profonds, tentent de reproduire le fonctionnement du cerveau humain en utilisant des entrées de données, des poids et des biais. Ces éléments permettent ensemble d'identifier, de classer et de caractériser précisément les objets présents dans les données. Les réseaux neuronaux profonds se composent de multiples couches de nœuds interconnectés, chacun perfectionnant la prédiction ou la classification établie par celui qui se trouve en dessous. La propagation avant fait référence au passage des calculs à travers le réseau. Les couches visibles d'un réseau de neurones profond sont ses couches d'entrée et de sortie. Le modèle d'apprentissage profond traite les données via la couche d'entrée, tandis que la prédiction ou classification finale s'effectue au niveau de la couche de sortie[57].

1.4.6 Apprentissage par transfert

Le Transfer Learning, ou apprentissage par transfert, consiste à réutiliser les connaissances acquises par un modèle pré-entraîné sur une tâche source pour résoudre une nouvelle tâche cible. Cette approche, largement adoptée en Deep Learning, permet de réduire significativement les besoins en données et en ressources de calcul, tout en atteignant rapidement des performances élevées sur des problèmes complexes tels que la vision par ordinateur et le traitement du langage naturel [55].

1.4.7 Architectures CNN Retenue : EfficientNetB3

EfficientNetB3 est un modèle de CNN qui fait partie de la famille des EfficientNets. Les EfficientNets (B0–B7) sont des modèles de CNN développés en utilisant la technique de recherche d'architecture neuronale automatique (NAS), permettant de trouver la meilleure architecture pour une tâche donnée tout en minimisant le coût de calcul. On peut alors dire que EfficientNetB3 est plus efficace en termes de consommation d'énergie et de mémoire que d'autres modèles de CNN ayant des performances similaires, ce qui le rend particulièrement adapté aux environnements à ressources limitées [58].

Son architecture s'appuie sur des convolutions séparables en profondeur, qui dissocient le traitement spatial du traitement par canal, ainsi que sur des blocs résiduels inversés intégrant des connexions de contournement afin de réduire le coût de calcul [59]. L'ensemble est organisé en plusieurs niveaux successifs, caractérisés par une augmentation progressive de la résolution et de la profondeur. Grâce à cette conception, EfficientNet-B3 offre un compromis optimal entre complexité et performance. Il assure une extraction efficace des caractéristiques, notamment à partir d'images de cellules anormales, tout en maintenant une précision élevée avec

un nombre réduit de paramètres. Cette efficacité permet de limiter les ressources nécessaires, ce qui le rend particulièrement adapté aux environnements médicaux contraints [60].

Par ailleurs, l'utilisation de poids préentraînés lui confère de solides capacités de transfert d'apprentissage, facilitant son adaptation rapide à de nouveaux ensembles de données et améliorant ses performances dans des tâches de classification complexes.

1.4.8 Modèle YOLO

YOLO (You Only Look Once) est un réseau de neurones convolutif spécialement conçu pour la détection d'objets en temps réel. À l'opposé des méthodes traditionnelles qui décortiquent l'image en diverses phases, YOLO réalise la détection lors d'une unique opération : l'image est segmentée en une grille de cellules, et chaque cellule anticipe à la fois les boîtes englobantes (bounding boxes) et les probabilités de classe correspondantes. Cette méthode lui donne une rapidité d'inférence notable, faisant de lui un choix de prédilection pour les applications en temps réel et embarquées [61].

YOLOv8 représente le sommet du progrès dans le domaine de la vision par ordinateur (computer vision), se positionnant comme le nouveau modèle de référence en matière de détection d'objets. Développé par Ultralytics, cette version de la série de modèles YOLO apporte des avancées significatives par rapport à son prédécesseur, YOLOv5, et aux versions antérieures de YOLO. YOLOv8 est équipé d'une gamme de nouvelles fonctionnalités qui améliorent ses capacités de détection, le rendant plus précis et efficace que jamais[62].

Parmi les améliorations architecturales majeures par rapport à ses prédécesseurs :

- **Nouveau backbone** : Le module C3 de YOLOv5 est remplacé par le module C2f, inspiré du concept ELAN de YOLOv7, offrant une meilleure extraction des caractéristiques.
- **Tête de détection découplée (Decoupled Head)** : Les tâches de classification et de localisation sont traitées séparément, améliorant la précision globale.
- **Approche Anchor-Free** : YOLOv8 abandonne les ancres prédéfinies au profit d'une prédiction directe des boîtes, simplifiant l'entraînement et améliorant la généralisation.
- **Nouvelle fonction de perte** : Adoption du TaskAlignedAssigner et de la Distribution Focal Loss, renforçant la précision de régression des boîtes.

YOLOv8 supporte plusieurs tâches : détection d'objets, segmentation d'instances et classification d'images. Il est disponible en cinq variantes de taille (N/S/M/L/X), permettant de choisir le meilleur compromis entre précision et vitesse selon les ressources matérielles disponibles [63].

Dans le cadre de cette étude, nous avons retenu la variante YOLOv8n (Nano), car elle offre une légèreté remarquable ($\approx$ 3M de paramètres) et une rapidité d'inférence adaptée aux systèmes embarqués, tout en conservant des performances compétitives pour la détection des maladies des plantes.

1.5 Synthèse et positionnement du projet

Auteurs	Méthode	Dataset	Résultat	Limite	Référence
Mac et al. (2024)	VGG19, DenseNet-201, ResNet-152	PlantVillage (9 classes tomate)	97,07%	Pas de traitement phytosanitaire	[64]
Kavaliauskas & Sledevic (2024)	YOLOv8n	10 classes tomate	0,79 précision, 0,7s/inf. RPi	Classification seule, pas d'irrigation	[65]
Wang & Liu (2024)	CNN optimisé	PlantVillage tomate	96%	Pas de système embarqué complet	[66]
Gonzalez-Huitron et al. (2021)	MobileNetV2, MobileNetV3	PlantVillage	92,60% sur RPi4	Pas d'irrigation ni traitement	[67]

TABLE 1.3 – Synthèse des travaux existants sur la détection des maladies de la tomate par deep learning.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les fondements théoriques ainsi que l'état de l'art liés à l'agriculture intelligente et à la détection des maladies des plantes. Nous avons d'abord abordé le contexte agricole en Algérie, la culture de la tomate ainsi que les principales maladies qui l'affectent, avant d'étudier les systèmes d'irrigation intelligents et les technologies utilisées dans l'agriculture sous serre.

Nous avons également présenté les concepts de vision artificielle, de machine learning et de deep learning, ainsi que les architectures de réseaux de neurones convolutifs (CNN) utilisées dans notre projet, notamment EfficientNetB3 et YOLOv8n.

Cette étude nous a permis d'identifier les limites des solutions existantes et de définir les choix techniques adoptés pour notre système PlantGuard IA, qui vise à intégrer l'irrigation intelligente, la détection des maladies et le traitement phytosanitaire automatisé.

Conception, Implémentation et Méthodologie du Système

2.1 Introduction

Ce chapitre détaille l'ensemble des étapes ayant guidé la conception et l'implémentation du système intelligent de gestion de serre agricole PlantGuard IA, spécifiquement dédié à la culture de la tomate. L'approche adoptée est progressive et structurée, couvrant la fabrication physique de la serre jusqu'à l'intégration complète des composants matériels et logiciels.

Nous avons débuté par la conception mécanique et structurelle de la serre, modélisée sous SolidWorks puis réalisée par usinage CNC, avant d'aborder la mise en œuvre du système électronique embarqué.

Ce système se structure en plusieurs sous-ensembles distincts :

— Le module d'irrigation et de traitement automatisé, géré par l'Arduino Mega 2560.
— Le module de détection des maladies, reposant sur l'intelligence artificielle et le Raspberry Pi 5.
— Ainsi que l'interface de communication, assurant la transmission des données vers l'application mobile.

Chaque sous-système a été conçu, câblé et validé indépendamment, ce qui nous a permis de vérifier le bon fonctionnement de chaque composant avant leur intégration au sein du système global.

2.2 Présentation générale de l'architecture du système

2.2.1 Préparation de la serre

2.2.1.1 Description de la serre

La serre construite est une structure mesurant 70×50×100 cm, fabriquée à partir de plaques de plexiglas assemblées. Cette configuration garantit une isolation thermique efficace et une transparence adéquate pour favoriser la culture des plants de tomates à l'intérieur. La structure fermée de la serre offre aussi la possibilité de réguler plus précisément les conditions internes (température, humidité) de l'environnement.

2.2.1.2 Conception 3D de la serre (SolidWorks)

Nous avons conçu le modèle 3D de la serre à l'aide du logiciel SolidWorks, ce qui nous a permis d'obtenir une visualisation virtuelle globale de la structure avant sa construction. Ce modèle nous a permis de déterminer précisément les dimensions de la serre, la configuration de la structure ainsi que l'agencement global de l'espace intérieur. Le recours à SolidWorks pour la modélisation a constitué un élément crucial dans l'élaboration de notre prototype, car il nous a fourni une conception nette, exacte et aisément exploitable lors de la phase de mise en oeuvre pratique.

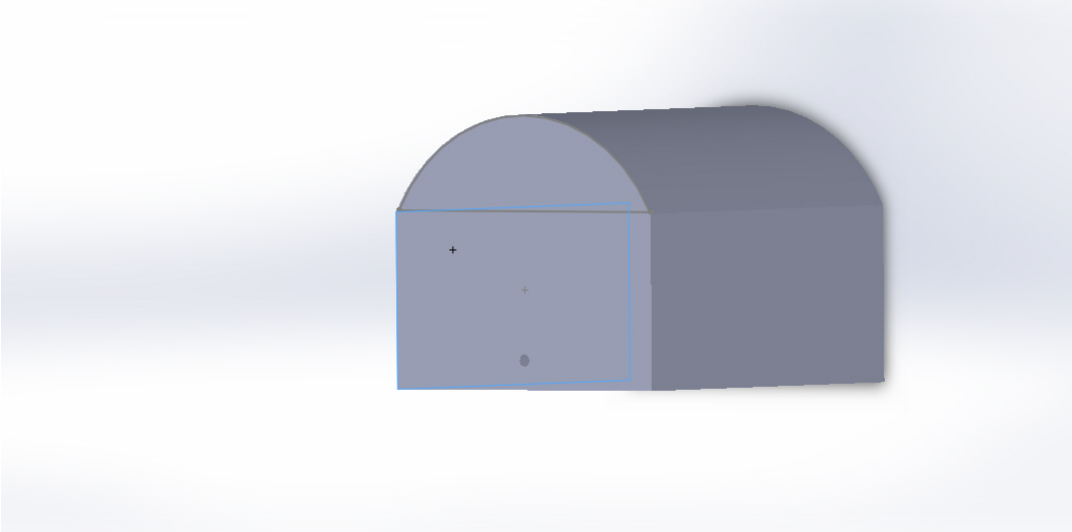


FIGURE 2.1 – Modélisation 3D de la serre sous SolidWorks.

2.2.1.3 Fabrication CNC et installation

Suite à la phase de conception 3D réalisée avec SolidWorks, nous avons exporté les différentes pièces constitutives de la serre sous forme de fichiers au format DXF afin d'assurer leur compatibilité avec la machine de découpe à commande numérique CNC. Cette étape nous a permis de transmettre avec précision les dimensions et les contours des pièces conçues numériquement vers le système d'usinage.

Nous avons ensuite procédé à la découpe des panneaux de la serre à partir de plaques de plexiglas. Notre choix s'est porté sur ce matériau en raison de sa transparence favorisant la diffusion de la lumière naturelle, de sa légèreté et de sa facilité de mise en œuvre.

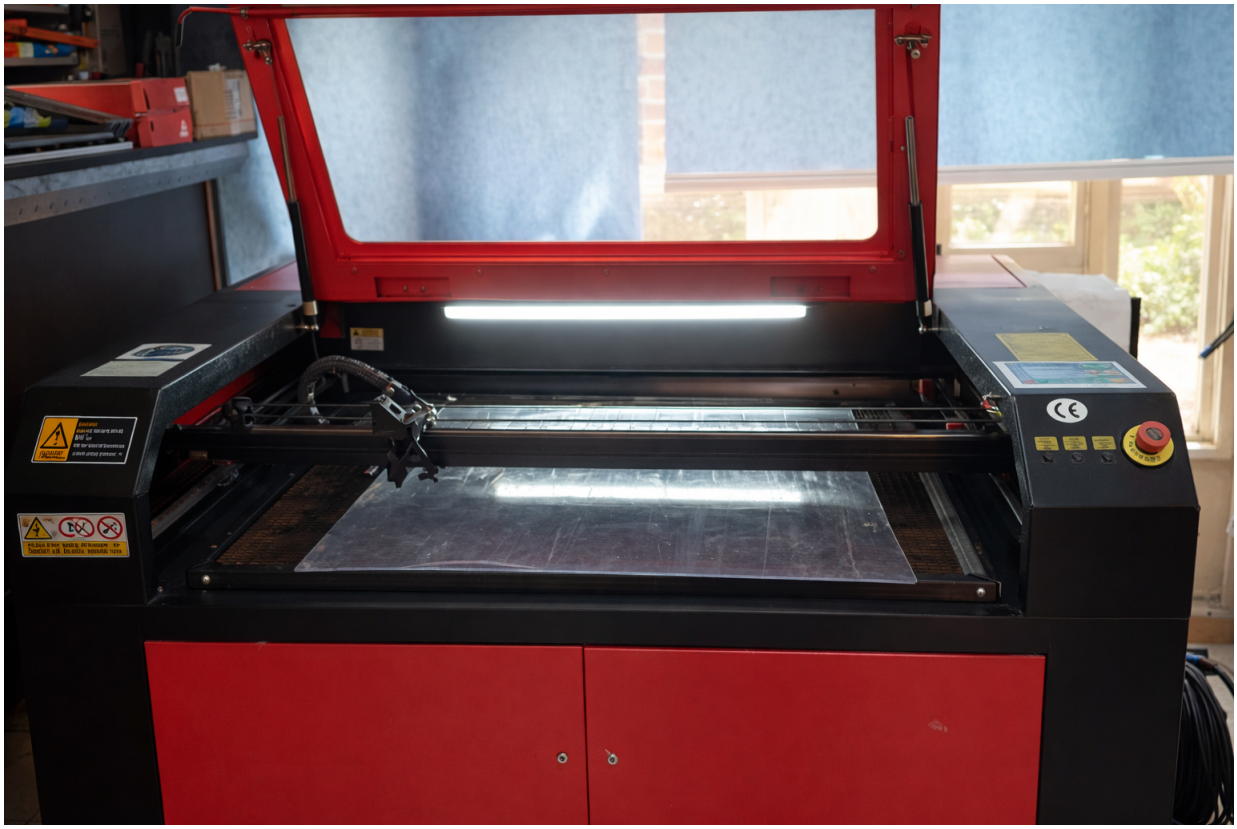


FIGURE 2.2 – Découpe des plaques de plexiglas par usinage CNC.

Une fois les pièces découpées, nous avons procédé à l'assemblage des panneaux de plexiglas pour former la structure finale de la serre,les différents capteurs et actionneurs ont ensuite été agencés à l'intérieur de manière optimisée, afin de garantir une supervision efficace des paramètres agronomiques.

Nous avons placé trois capteurs d'humidité du sol dans trois zones distinctes afin de couvrir l'ensemble de la surface cultivée et d'obtenir des mesures représentatives de l'état hydrique du sol. Deux capteurs DHT22 ont été positionnés à des hauteurs différentes, permettant d'évaluer la température et l'humidité de l'air à plusieurs niveaux à l'intérieur de la serre. De plus, nous avons intégré un capteur de pH ainsi qu'un capteur de conductivité électrique (TDS) afin de surveiller en continu la qualité de l'eau utilisée pour l'irrigation.

La caméra IMX219 a été orientée vers les feuilles des plants de tomates afin de garantir une capture efficace des images nécessaires à l'identification des maladies par le modèle YOLOv8n.

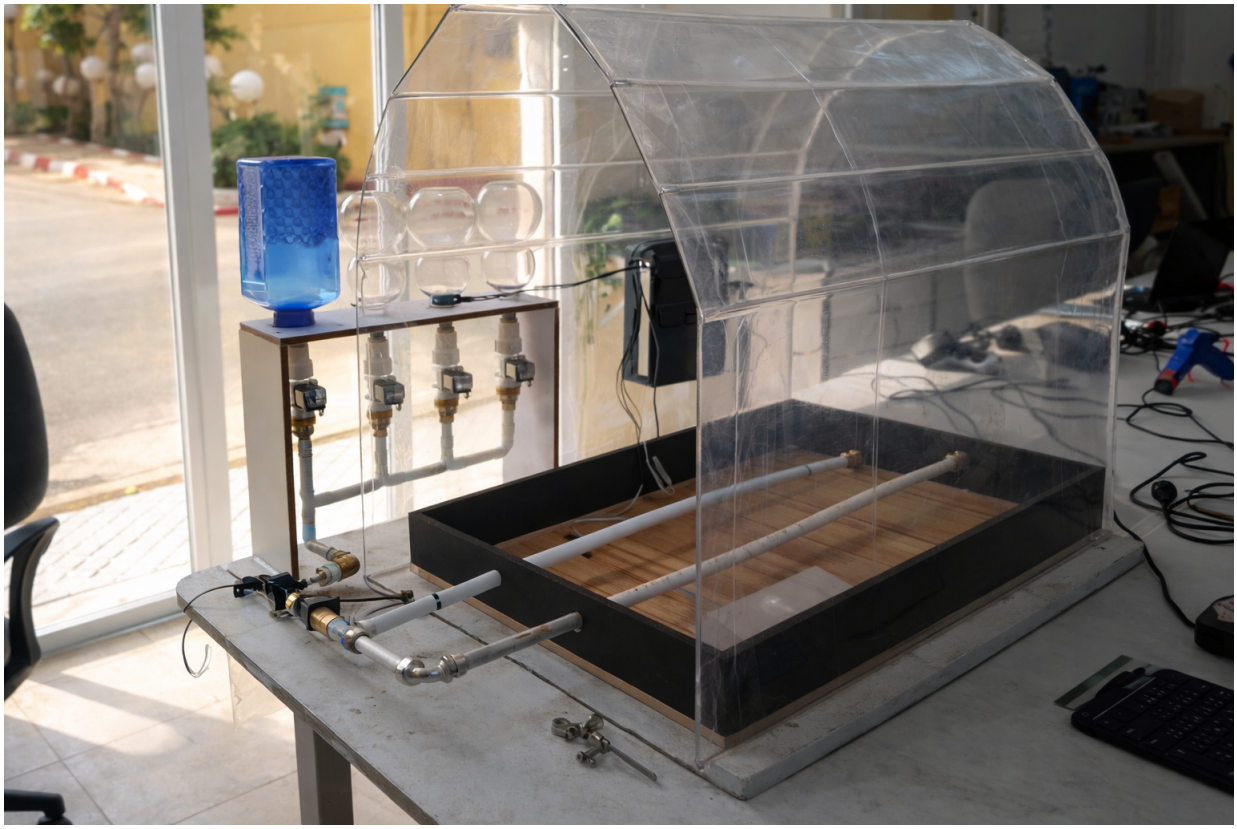


FIGURE 2.3 – Disposition des composants à l'intérieur de la serre.

2.2.2 Mise en place du prototype

Cette phase a également comporté les premiers essais de vérification du fonctionnement général avant de passer aux étapes d'expérimentation spécifiques. Nous avons monté les cartes électroniques (Arduino Mega 2560 et Raspberry Pi 5) sur un panneau de support ventilé, fixé à l'extérieur de la serre afin de faciliter l'accès et le refroidissement. Le système est alimenté par une source d'énergie fournissant les tensions requises pour ses différents composants (5V et 12V). Nous avons réalisé les connexions entre les capteurs, les actionneurs et les cartes de contrôle à l'aide de câbles de section adaptée. Un test de continuité et de vérification des connexions a ensuite été effectué avant la mise sous tension initiale du prototype.

2.3 Module d'irrigation

Le système d'irrigation que nous avons mis en place a pour objectif de préserver les conditions d'humidité idéales pour la culture de la tomate, sans nécessiter d'intervention manuelle. Il contrôle en permanence le taux d'humidité du sol, le pH ainsi que la conductivité électrique (EC) de l'eau, et déclenche automatiquement l'irrigation dès qu'une condition défavorable est détectée, Ce module fonctionne intégralement en temps réel sur l'Arduino Mega.

2.3.1 Capteurs utilisés

2.3.1.1 DHT11

Le capteur DHT11 permet de mesurer simultanément la température et l'humidité relative de l'air. Il intègre un élément capacitif pour la détection de l'humidité et une thermistance à coefficient de température négatif (NTC) pour la mesure de la température. Un circuit intégré interne assure le traitement et la conversion de ces mesures en signal numérique.

Ce capteur offre une plage de mesure en température de 0 à 50 °C avec une précision de ±2 °C, et une plage d'humidité de **20 à 80 %** avec une précision de ±5 %. Il fonctionne sous une tension de 3,3 à 5 V avec un courant maximal de 2,5 mA, et communique via un protocole numérique one-wire, ce qui simplifie son intégration avec l'Arduino Mega 2560 [68].



FIGURE 2.4 – Capteur d'humidité et de température d'air.

2.3.1.2 Capteur d'humidité sol

Ce module de capteur d'humidité du sol sert à détecter le niveau d'humidité du sol. Cet appareil évalue la quantité d'eau du sol et fournit le niveau d'humidité comme résultat. Le module possède sorties numériques et analogiques, ainsi que d'un potentiomètre pour régler le niveau de seuil. Le capteur d'humidité est composé de deux sondes qui servent à mesurer l'humidité du sol. Les sondes du capteur d'humidité sont recouvertes d'or par immersion, ce qui protège le nickel de l'oxydation. Ces deux sondes sont utilisées pour faire passer le courant à travers le sol, puis le capteur lit la résistance afin d'obtenir les valeurs d'humidité[69].

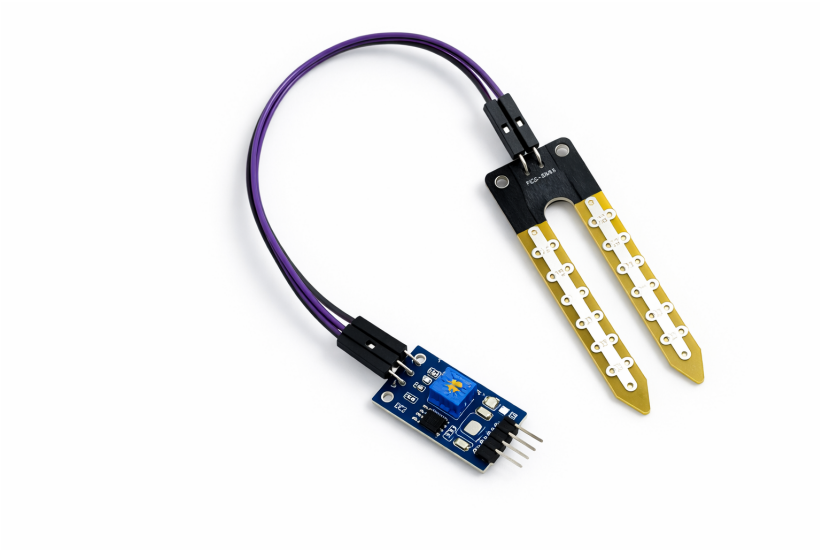


FIGURE 2.5 – Capteur d'humidité sol.

2.3.1.3 Capteur de PH

Un capteur de mesure du pH est un instrument destiné à évaluer l'acidité ou l'alcalinité (niveau de pH) d'une solution. La mesure du pH s'étend de 0 à 14, un pH de 7 étant jugé neutre, les valeurs inférieures à 7 étant acides et celles supérieures à 7 étant alcalines (ou basiques)[70].



FIGURE 2.6 – Capteur de pH.

2.3.1.4 Capteur TDS

Un capteur TDS (Total Dissolved Solids) est un instrument employé pour évaluer la concentration globale des solides dissous dans un fluide, souvent de l'eau. Le TDS représente la quantité totale de toutes les matières organiques et inorganiques,

y compris les minéraux, les sels et les métaux, qui sont dissoutes dans l'eau. On a généralement recours à la mesure en parties par million (ppm) ou en milligrammes par litre (mg/L) pour quantifier ces solides [70].



FIGURE 2.7 – Capteur TDS.

2.3.2 Actionneurs pour l'irrigation automatisée

2.3.2.1 Module relais

Pour commander les actionneurs, nous avons intégré un module relais à 6 canaux au système, permettant la connection de l'Arduino Mega 2560 (5V) avec des charges haute puissance alimentées par une alimentation à découpage 12V/10A. Un relais est un dispositif électromécanique qui, sous l'effet d'un signal 5V de l'Arduino, active une bobine créant un champ magnétique. Ce dernier contrôle l'ouverture ou la fermeture des contacts, garantissant ainsi une séparation électrique et la protection du microcontrôleur. Dans notre configuration, 5 des 6 canaux sont exploités : un canal est destiné à la pompe à eau 12V/2A tandis que quatre sont réservés aux vannes solénoïdes l'une pour l'irrigation et trois pour le traitement phytosanitaire spécifique basé sur les maladies identifiées par l'IA intégrée au Raspberry Pi 5[71].

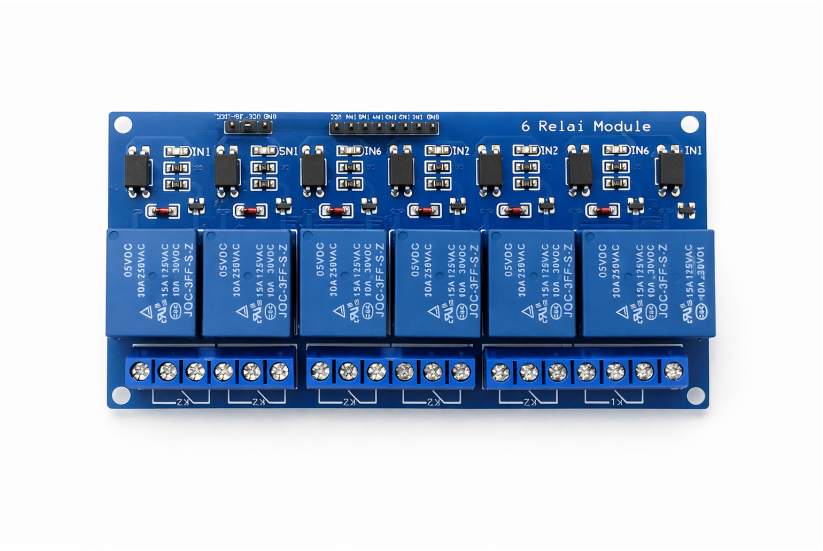


FIGURE 2.8 – Module relais à 6 canaux.

2.3.2.2 Pompe à Eau 12V 240L/H.

Une pompe à eau silencieuse 12V 240L/H est un appareil électrique destiné à transporter de l'eau ou d'autres fluides grâce à un moteur fonctionnant en courant continu (12V).



FIGURE 2.9 – Pompe à Eau 12V 240L/H

2.3.2.3 Débitmètre YF-S201

Le capteur de débit d'eau YF-S201 est un instrument utilisé pour quantifier le volume d'eau circulant dans un tuyau ou une conduite. C'est un dispositif de mesure sûr et exact qui peut être appliqué dans divers domaines, y compris le suivi de l'usage de l'eau, la maîtrise de l'irrigation, le contrôle du flux d'eau dans les systèmes réfrigérants et la détection des fuites d'eau. On l'utilise aussi largement pour la facturation de l'eau destinée aux immeubles résidentiels ou aux installations industrielles. Le capteur de mesure du débit d'eau est constitué d'une turbine qui s'active lorsque l'eau la traverse. La rapidité de rotation de la roue de turbine est

intimement associée à la vitesse du flux d'eau. Un capteur Hall génère aussi une impulsion à chaque tour complet de la turbine, et le nombre d'impulsions est lié à la rapidité de rotation de la roue de turbine[72].



FIGURE 2.10 – Débitmètre YF-S201.

2.3.3 Architectures de contrôle embarqué

2.3.3.1 Arduino Mega 2560

La carte Arduino Mega 2560, Il s'agit d'une carte de microcontrôleur fondée sur l'ATmega2560. Ce dispositif est équipé de 54 broches d'entrée/sortie numériques (15 pouvant servir de sorties PWM), 16 entrées analogiques, 4 UART (ports série matériels), un oscillateur à quartz de 16 MHz, une interface USB, une prise d'alimentation, un connecteur ICSP ainsi qu'un bouton de réinitialisation. Il comprend tout ce qu'il faut pour gérer le microcontrôleur ; il est simplement nécessaire de le brancher à un ordinateur via un câble USB ou de le nourrir avec un adaptateur AC-DC ou une batterie pour démarrer. La carte Méga 2560 est adaptée à la majorité des boucliers prévus pour l'Uno ainsi que les anciennes cartes Duemilanove ou Décimal [71].

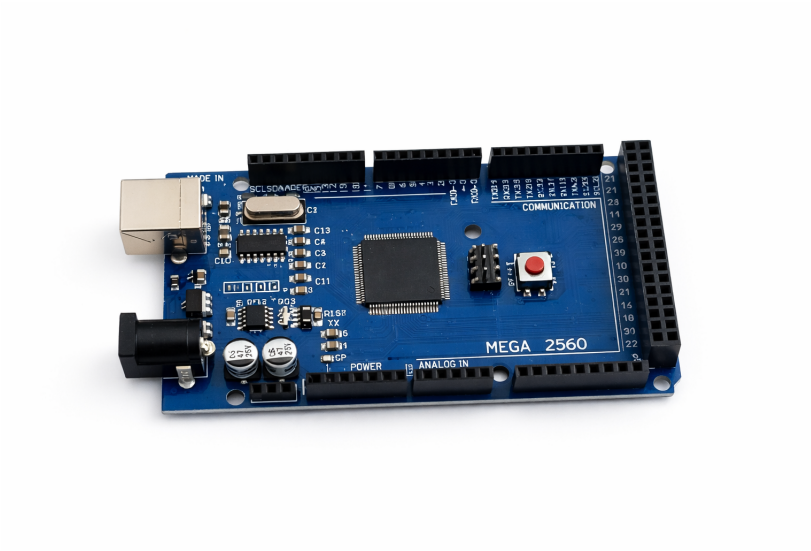


FIGURE 2.11 – Arduino Mega 2560.

2.4 Implémentation du Système d'Irrigation

2.4.1 Définition des seuils agronomiques

Les seuils agronomiques retenus pour le pilotage de notre système ont été définis en se basant sur les exigences biologiques de la culture de la tomate. La température idéale se situe entre 21 et 24°C [73] et Concernant l'humidité, la tomate est très sensible à l'hygrométrie : elle ne tolère pas les sols engorgés ni une humidité ambiante supérieure à 80 % ; une hygrométrie comprise entre 60 % et 65% représente les meilleures conditions [73] . Enfin, le pH du milieu de culture doit rester stable entre 5,6 et 5,9 afin de permettre à la plante d'absorber facilement les éléments nutritifs nécessaires à sa croissance [74],et le EC comprises entre 1,92 et 3,2g/L [19].

2.4.2 Implémentation sur Arduino

Le programme implémenté sur l'Arduino Mega 2560 repose sur une boucle de lecture continue des trois capteurs : humidité du sol, pH et EC. À chaque cycle, les valeurs mesurées sont comparées aux seuils agronomiques définis précédemment. Lorsque l'humidité du sol descend en dessous de 30 % et que le pH et l'EC se trouvent dans leurs plages optimales, l'Arduino envoie un signal au module relais pour activer la pompe à eau. Celle-ci s'arrête automatiquement dès que le sol atteint un niveau d'humidité satisfaisant. Le système prévoit également un mode de contrôle manuel, permettant à l'utilisateur d'activer ou d'arrêter la pompe directement depuis l'application mobile, indépendamment des mesures des capteurs. Toutes les données collectées et les actions effectuées sont transmises au Raspberry Pi 5 via un câble USB, puis acheminées vers Firebase pour être visualisées en temps réel sur l'interface mobile.

2.4.3 Calibration des capteurs (pH,EC)

2.4.3.1 Calibration de capteur pH

Pour calibrer le capteur de pH, nous avons utilisé deux solutions accessibles : l'eau distillée, dont le pH neutre est d'environ 7,0, et le jus de citron, naturellement acide avec un pH compris entre 2,0 et 3,0. L'électrode a été plongée successivement dans chacune des deux solutions, en relevant à chaque fois la tension de sortie du capteur et en la comparant à la valeur de pH théorique [75]. Cette procédure a dû être répétée plusieurs fois avant d'obtenir des mesures stables et cohérentes, en rinçant soigneusement l'électrode à l'eau déminéralisée entre chaque essai. Une fois les valeurs stabilisées, les coefficients de conversion ont été calculés et intégrés dans le programme Arduino, permettant ainsi au capteur de délivrer une lecture fiable du pH de la solution d'irrigation. Évolution de la production de tomate en Algéri

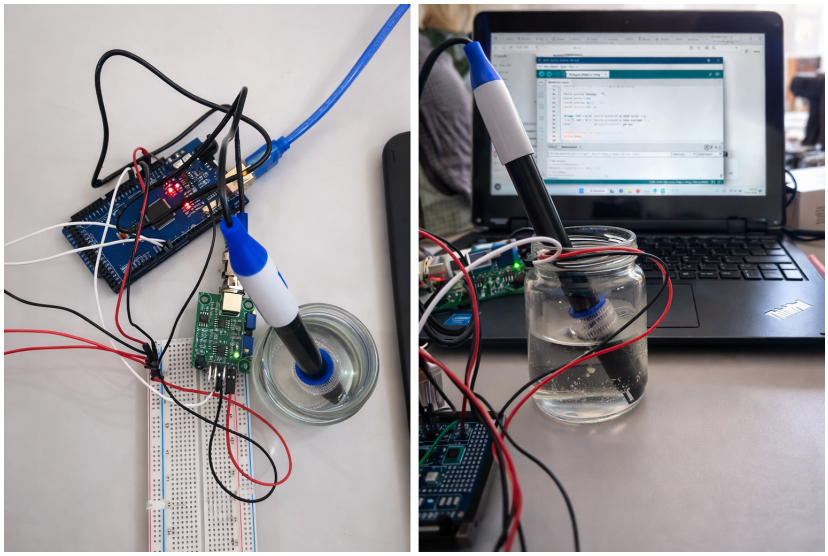


FIGURE 2.12 – Calibration de capteur pH.

2.4.3.2 Calibration de capteur TDS (EC)

Nous avons calibré le capteur EC selon une méthode à deux points de référence. Nous avons d'abord immergé la sonde dans de l'eau distillée ($\approx 0\ \mu S/cm$) pour établir le point zéro, puis dans une eau minérale de valeur EC connue pour déterminer le facteur de correction. Nous avons ensuite appliqué l'équation suivante à toutes les lectures du capteur :

$$EC_{\text{réelle}} = K \times (EC_{\text{mesurée}} - \text{Offset})$$

où K représente le facteur de correction de la pente et *Offset* la valeur lue dans l'eau distillée. Cette méthode nous a permis d'obtenir une mesure fiable et précise de la conductivité électrique.

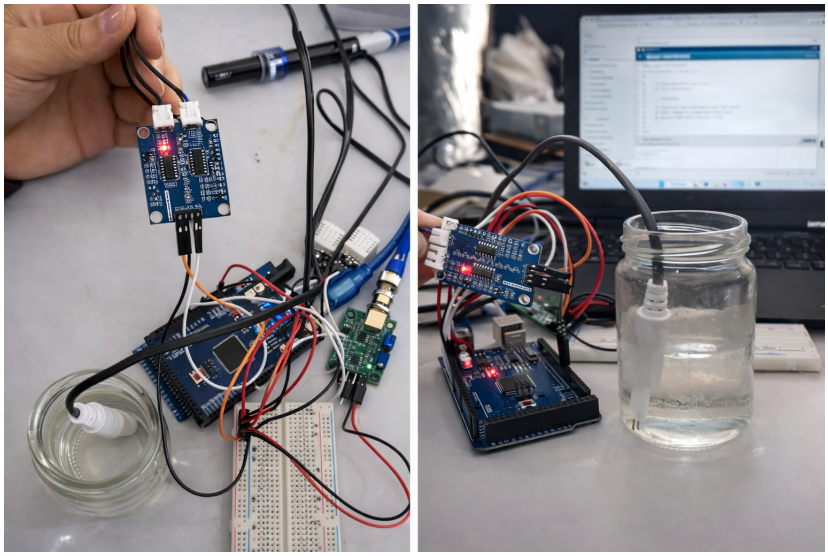


FIGURE 2.13 – Calibration de capteur EC.

2.4.4 Schéma de câblage

Nous présentons ci-après le schéma de câblage du module d'irrigation, illustrant les connexions entre les capteurs d'humidité du sol,DHT11, les capteurs de pH et EC, l'électrovanne et la pompe avec la carte Arduino Mega.

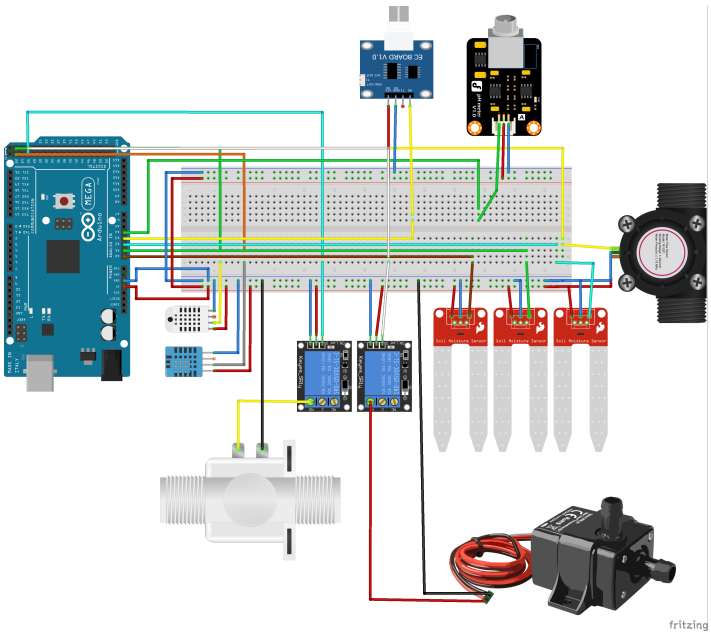


FIGURE 2.14 – Schéma de câblage du système d'irrigation automatique.

2.5 Module de Détection des Maladies

Le système de traitement des maladies que nous avons développé s'appuie sur la vision par ordinateur et l'apprentissage profond pour détecter automatiquement les maladies des feuilles de tomate et déclencher le traitement phytosanitaire adéquat. Ce dispositif repose sur le Raspberry Pi 5, que nous avons choisi pour sa capacité de traitement suffisante pour assurer l'inférence des modèles d'intelligence artificielle.

2.5.1 Caméra IMX219

Le module caméra Raspberry Pi Camera v2 est une caméra officielle conçue pour les cartes Raspberry Pi. Équipé d'un capteur Sony IMX219 de 8 mégapixels, ce module permet la capture d'images fixes haute résolution ainsi que l'enregistrement de vidéos en haute définition. Il se connecte au Raspberry Pi via l'interface CSI (Camera Serial Interface), assurant une transmission rapide des données d'image. Grâce à sa petite taille, sa faible consommation d'énergie et sa bonne qualité d'image, il est largement utilisé dans les applications de surveillance, de vision artificielle, de détection de mouvement et dans les projets d'intelligence artificielle embarquée[76].

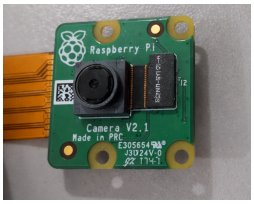


FIGURE 2.15 – Caméra IMX219.

2.5.2 Architectures de contrôle embarqué

2.5.2.1 Raspberry Pi 5

La Fondation Raspberry Pi a créé le Raspberry Pi 5, un nano-ordinateur à carte unique (SBC - Single Board Computer). C'est un ordinateur doté d'un processeur ARM, de la dimension d'une carte de crédit, conçu dans le but de rendre l'informatique embarquée accessible à tous. Il est équipé d'un processeur quadricœur Broadcom BCM2712 ARM Cortex-A76 64 bits, fonctionnant à une fréquence de 2,4 GHz, et proposant des performances multipliées par 2 ou 3 comparativement à la génération antérieure. France Raspberry Pi Il est aussi équipé d'un GPU VideoCore VII, d'une interface PCIe 2.0, de deux ports caméra MIPI, d'une connexion Wi-Fi et Ethernet Gigabit, ainsi que de broches GPIO qui permettent la liaison avec des éléments électroniques externes. Grâce à son efficacité énergétique, sa capacité à faire fonctionner un système d'exploitation Linux complet et ses interfaces d'entrée/sortie, représente une plateforme idéale pour les applications embarquées comme la vision par ordi-

nateur, l'inférence en direct de modèles d'apprentissage profond et les systèmes de contrôle intelligents[77].



FIGURE 2.16 – Raspberry Pi 5.

2.5.3 Étapes de détection et de classification

2.5.3.1 Acquisition de l'image

Cette étape initiale consiste à collecter des données visuelles des feuilles de plants de tomate à l'aide de la caméra IMX219 intégrée à notre prototype. Cette caméra, connectée au Raspberry Pi 5, capture en temps réel des images des feuilles afin de détecter les éventuels symptômes de maladies. L'objectif est d'obtenir des images de qualité suffisante montrant clairement les anomalies visibles sur le feuillage, en veillant à un cadrage et un éclairage adaptés à l'environnement intérieur de la serre.

2.5.3.2 Pré-traitement de l'image

Le prétraitement désigne l'ensemble des opérations appliquées aux images afin de les préparer à l'entraînement du modèle. Dans notre travail, nous avons effectué les étapes suivantes : Tout d'abord, nous avons redimensionné l'ensemble des images à 224×224 pixels afin de respecter les exigences d'entrée des architectures CNN[78]. Nous avons ensuite normalisé les valeurs des pixels en les ramenant dans une plage de 0 à 1, ce qui permet de standardiser les entrées, d'accélérer l'entraînement[79]. Enfin, nous avons procédé à la séparation du jeu de données selon la répartition suivante : 70 % pour l'apprentissage, 15 % pour la validation et 15 % pour les tests[80]. Le jeu d'apprentissage a servi à entraîner le modèle, le jeu de validation a permis d'ajuster les hyperparamètres, et le jeu de test a été utilisé pour l'évaluation finale des performances [81].

2.5.3.3 Extraction des caractéristiques, détection et classification

Dans notre système, l'extraction des caractéristiques constitue une étape fondamentale dans la construction du modèle de détection des maladies. Les caractéristiques représentent des attributs pertinents et discriminants propres à chaque maladie, permettant au modèle de distinguer les différentes classes entre elles [82]. Dans le cadre de notre travail, cette extraction est basée sur l'analyse visuelle des feuilles de plants de tomate, qui constituent l'indicateur principal de l'état sanitaire de la plante.

La détection/classification, représente l'étape la plus déterminante de notre pipeline de détection des maladies. Ses performances reposent directement sur la qualité des étapes précédentes, à savoir l'acquisition des images par la caméra IMX219, le prétraitement appliqué aux données et l'extraction des caractéristiques pertinentes [82]. Sur la base de ces informations, notre modèle est capable d'identifier et de classer automatiquement les maladies détectées sur les feuilles de tomate, assurant ainsi une détection précise et fiable en temps réel à l'intérieur de la serre.

2.5.4 Déclenchement du traitement des plantes

Après la phase de détection et de classification de la maladie, notre système envoie automatiquement une commande au module de traitement. Le Raspberry Pi 5 transmet alors un signal à l'Arduino Mega, qui se charge d'activer les actionneurs correspondants afin de déclencher le traitement phytosanitaire(plantes) adéquat dans la zone affectée au sein de la serre.

2.5.5 Pipeline global de détection et de traitement des maladies

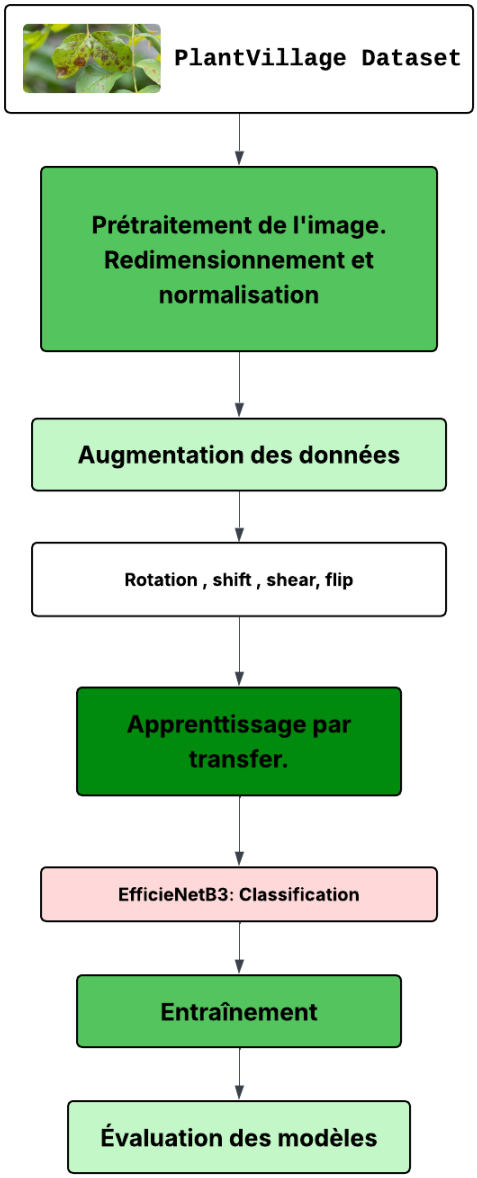


FIGURE 2.17 – Pipeline d'entraînement du modèle EfficientNetB3.

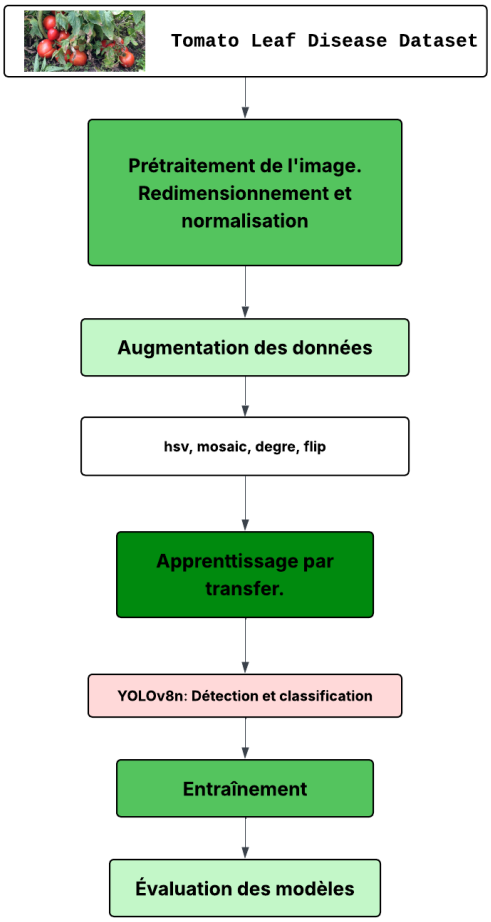


FIGURE 2.18 – Pipeline d'entraînement du modèle YOLOv8n.

2.6 Communication et Interface

2.6.1 Communication Arduino-Raspberry Pi

Le système repose sur une communication bidirectionnelle entre l'Arduino Mega 2560 et le Raspberry Pi 5 via une liaison USB.

2.6.1.1 Rôle de l'Arduino Mega

L'Arduino Mega 2560 est responsable de deux tâches principales. La première est la collecte des données de tous les capteurs (humidité sol, température, pH, conductivité EC, température sol) et leur envoi périodique au Raspberry Pi 5 sous forme de trame JSON. La deuxième est le contrôle direct des actionneurs du système d'irrigation : il active ou désactive la pompe d'irrigation et les électrovannes selon les seuils agronomiques définis, sans attendre d'ordre du Raspberry Pi 5.

2.6.1.2 Rôle du Raspberry Pi 5

Le Raspberry Pi 5 est responsable de l'analyse des images capturées par la caméra IMX219 et de la détection des maladies foliaires via le modèle YOLOv8n NCNN. Lorsqu'une maladie est détectée avec un score de confiance minimal compris entre 0,50 et 0,55 selon la classe détectée, le Raspberry Pi 5 envoie un message à l'Arduino Mega via la liaison série pour lui indiquer la maladie identifiée. L'Arduino reçoit ce message et actionne immédiatement l'électrovanne du réservoir contenant le produit de traitement correspondant à la maladie détectée, permettant ainsi une application automatique et ciblée du traitement phytosanitaire.

2.6.1.3 Schéma de communication

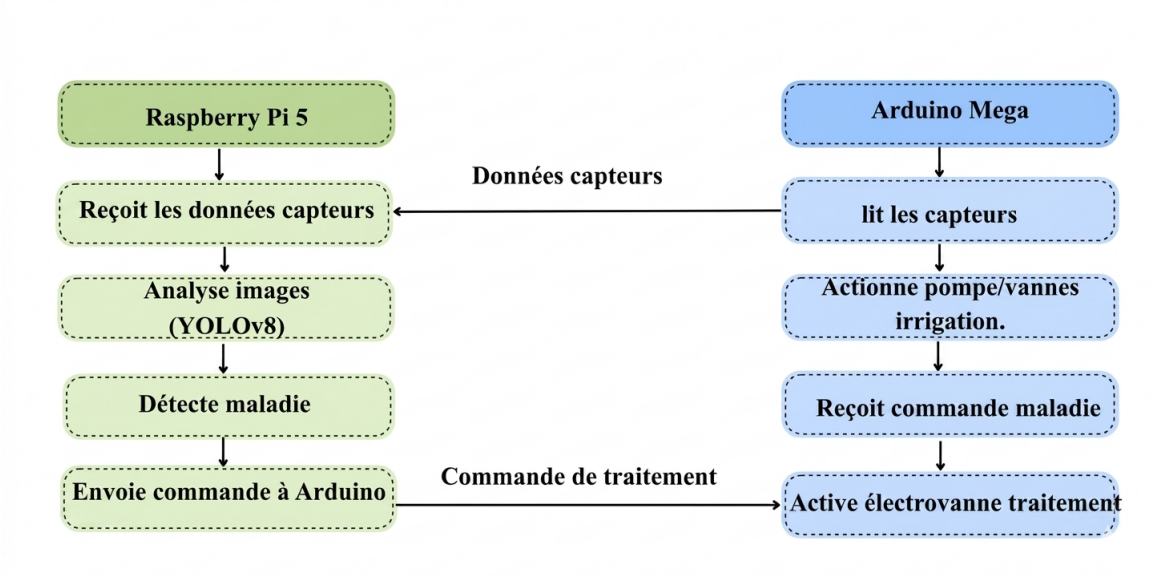


FIGURE 2.19 – Schéma de communication entre Arduino Mega 2560 et Raspberry Pi5 pour l'irrigation et le traitement phytosanitaire automatisés.

2.7 Environnement de Développement et Outils

2.7.1 Outils de développement embarqué

2.7.1.1 Arduino IDE

L'Arduino IDE a été utilisé pour la programmation de l'Arduino Mega 2560, principal composant de commande du système. Il offre une interface intuitive permettant d'écrire, compiler et téléverser du code en langage C/C++[71]. Parmi ses principaux avantages, on note une interface simplifiée adaptée aux systèmes embarqués, une large disponibilité de bibliothèques prêtes à l'emploi (capteurs DHT22, etc.)[83], ainsi qu'un support natif de la communication série permettant l'échange de données entre l'Arduino Mega 2560 et le Raspberry Pi 5.

2.7.1.2 Fritzing

Fritzing est un logiciel permettant l'élaboration de schémas de câblage destinés à la documentation des liaisons matérielles. Il facilite la transition de l'étape de conception à l'étape d'assemblage physique. Applications : -Illustration claire des liaisons entre les éléments. - Assistance pour le montage sur une breadboard ou une plaque de test. - Documentation technique disponible pour les utilisateurs ou les intervenants externes[83].

2.7.2 Outils de développement IA

2.7.2.1 Kaggle

Kaggle est une plateforme numérique communautaire dédiée à la science des données et à l'apprentissage automatique. Elle offre aux utilisateurs la possibilité de consulter tous les progrès en science des données publiés par la communauté. De plus, elle dispose d'un espace de programmation, appelé Kaggle Notebooks, qui fonctionne directement dans le navigateur sans besoin d'installation. Kaggle propose également des ressources de grande échelle comme les GPU et TPU sans frais , afin d'accélérer l'entraînement des modèles. Cette plateforme est reconnue pour ses compétitions où de grandes entreprises mondiales en science des données, telles que Walmart ou Facebook, proposent des concours réels en échange de prix attractifs. De plus, elle encourage le partage de connaissances entre ses membres en proposant la possibilité d'écrire et de diffuser du code[84].

2.7.2.2 Python

Python est un langage de programmation qui combine puissance et facilité d'apprentissage. Il possède des structures de données sophistiquées et offre une ap-

proche performante de la programmation orientée objet. Python, avec sa syntaxe raffinée, son typage dynamique et son aptitude à l'interopérabilité, se positionne comme un langage idéal pour la création de scripts et le développement agile d'applications sur diverses plateformes et secteurs.

Actuellement, Python est le langage qui connaît la plus grande croissance et qui est le plus couramment utilisé. Voici les avantages principaux :

— Il est open source et sans coût.
— Facile à comprendre et à apprendre.
— Langage puissant et polyvalent.
— Compatible avec plusieurs plateformes : Windows, Mac OS, Linux, iOS, Android, Raspberry Pi OS [85].

2.7.2.3 TensorFlow

TensorFlow est une plateforme d'apprentissage automatique open source initialement développée par une équipe de chercheurs de Google. C'est une bibliothèque de mathématiques symboliques qui utilise le flux de données et la programmation différentiable pour réaliser différentes tâches orientées vers l'éducation et l'inférence des réseaux neuronaux profonds. Elle offre aux programmeurs la possibilité de concevoir des applications d'apprentissage automatique en exploitant différents outils, bibliothèques et supports communautaires [82].

2.7.2.4 Keras

Keras est une API qui a été élaborée pour les utilisateurs humains, et non pour les machines. Keras adopte les pratiques optimales afin de diminuer la charge cognitive. Il offre des API cohérentes et intuitives, réduit le nombre d'interventions nécessaires pour les usages courants et propose des messages d'erreur explicites et exploitables. Il inclut aussi une documentation exhaustive et des tutoriels de développement. Keras est le framework de deep learning le plus couramment utilisé par les 5 meilleures équipes gagnantes sur Kaggle. Keras, en simplifiant l'exécution de nouvelles expériences, vous offre la possibilité d'expérimenter plus d'idées que vos rivaux, et ce, plus rapidement[86].

2.7.2.5 OpenCV

Il s'agit d'une bibliothèque gratuite, élaborée de manière indépendante par Intel, spécialisée dans le traitement d'images en temps réel. La bibliothèque OpenCV propose une vaste gamme de fonctionnalités variées permettant de développer des programmes allant du traitement de données brutes à la conception d'interfaces graphiques simples. Effectue la majorité des opérations classiques de traitement d'images et de vidéos[82].

2.7.2.6 Numpy

Numpy, également connue sous le nom de Numerical Python, NumPy est la bibliothèque essentielle pour le calcul scientifique avec Python. C'est une bibliothèque Python qui offre un objet tableau multidimensionnel, divers objets dérivés (comme les tableaux masqués et les matrices), ainsi qu'un éventail de routines pour des opérations rapides sur les matrices, englobant des fonctions mathématiques, logiques, manipulation de formes, triage, sélection, entrée/sortie, transformées de Fourier discrètes, algèbre linéaire élémentaire, opérations statistiques fondamentales, simulation aléatoire et bien plus encore. L'objet ndarray est au centre du package NumPy. Ceci contient des tableaux de n dimensions composés de types de données homogènes, sur lesquels un grand nombre d'opérations sont réalisées dans le code compilé pour optimiser la performance[82].

2.7.2.7 Pandas

Pandas est une bibliothèque open source pour la manipulation et l'analyse de données, conçue pour le langage de programmation Python. Elle propose des structures de données expressives et adaptables, notamment les DataFrames et les Series, qui simplifient la gestion des données tabulaires et des séries temporelles[87].

2.7.3 Outils de développement de l'interface et du cloud

2.7.3.1 Flutter

Flutter, un kit de développement logiciel (SDK) open-source créé par Google, permet aux développeurs de concevoir des applications compilées nativement pour les plateformes mobiles, web et desktop à partir d'une seule base de code.

2.7.3.2 Firebase

Firebase est une plateforme complète de développement d'applications mobiles et web proposée par Google. Il propose un ensemble de services, d'outils et de bibliothèques backend qui facilitent le travail des développeurs pour construire et faire évoluer leurs applications plus aisément. Firebase propose une multitude de fonctionnalités, telles que le stockage de données, la base de données en temps réel, l'authentification et bien plus encore. C'est donc une solution complète et puissante pour la création d'applications modernes[88].

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit toutes les phases de création et de mise en œuvre de notre système intelligent de gestion des serres agricoles, destiné à la

culture des tomates. Nous avons débuté par la construction de la charpente mécanique de la serre, conçue en plexiglas, qui offre un milieu fermé et maîtrisé. Par la suite, nous avons présenté le système d'irrigation automatique, en précisant les capteurs employés (humidité du sol, pH, EC et DHT11), ainsi que les actionneurs correspondants. Nous avons également exposé la logique de contrôle mise en place sur l'Arduino Mega 2560, élaborée selon des seuils agronomiques ajustés aux exigences de la culture de la tomate. Nous avons également présenté le module de détection des maladies, reposant sur la caméra IMX219 et les modèles d'apprentissage profond déployés sur le Raspberry Pi 5. Enfin, nous avons exposé les outils de développement utilisés, notamment Flutter et Firebase, assurant la communication et la visualisation des données en temps réel sur l'application mobile.

Résultats et discussion

3.1 Introduction

Ce chapitre présente les aspects logiciels et intelligents du système PlantGuard AI. Il décrit les différentes technologies mises en œuvre pour assurer la détection automatique des maladies des plantes, la supervision à distance de la serre ainsi que l'intégration globale du système.

Dans une première partie, nous présentons la méthodologie d'entraînement et les résultats des modèles d'intelligence artificielle retenus pour la détection des maladies foliaires de la tomate. Après l'étude et la comparaison de plusieurs architectures de Deep Learning, notamment VGG19et MobileNetV2, les modèles EfficientNetB3 et YOLOv8n sélectionnés en raison de leurs performances élevées et de leur aptitude au déploiement embarqué sur Raspberry Pi 5.Les deux approches sont évaluées sur des jeux de données distincts et leurs performances sont analysées à l'aide de métriques d'évaluation standard.

La deuxième partie présente l'application mobile Flutter développée pour la supervision à distance de la serre. La troisième partie présente les tests d'intégration globale et les performances mesurées en conditions réelles.

3.2 Datasets

3.2.1 Dataset PlantVillage : EfficientNetB3

Le dataset utilisé pour l'entraînement du modèle EfficientNetB3 est disponible sur la plateforme Kaggle sous le nom PlantVillage. Bien qu'il comporte initialement 38 classes, nous avons retenu uniquement 4 classes (les plus répandues en Algérie avec la classe healthy), afin de cibler les pathologies pertinentes pour le système PlantGuard IA. Ce dataset a été divisé selon la répartition suivante : 60% pour l'entraînement, 20% pour la validation et 20% pour le test. Les maladies ciblées et leur correspondance sont présentées dans le tableau suivant :

N°	Classe (français)	Nom dataset	Nombre d'images
1	Alternariose	Early Blight	1000
2	Mildiou	Late Blight	1909
3	Moisissure des feuilles	Leaf Mold	952
4	Feuille saine	Healthy	1591

TABLE 3.1 – Répartition des classes de maladies de la tomate dans le dataset PlantVillage.



FIGURE 3.1 – Images exemplaires de PlantVillage dataset.

3.2.2 Dataset Tomato Leaf Diseases : YOLOv8n

Pour le modèle YOLOv8, nous avons utilisé le dataset Tomato Leaf Diseases, également disponible sur Kaggle. Ce dataset contient 10 classes au total, mais nous avons appliqué la même logique de sélection : seules 4 classes ont été retenues pour assurer la cohérence avec PlantVillage. Contrairement à PlantVillage, qui propose des images de feuilles isolées en laboratoire, Tomato Leaf Diseases se caractérise par

des images plus variées et réalistes, capturées dans des environnements naturels (par exemple dans le jardin). Cette diversité confère un avantage au modèle YOLOv8, qui apprend à détecter et classifier les maladies dans des conditions plus proches de la réalité.

N°	Classe (français)	Nom dataset	Nombre d'images
1	Alternariose	Early Blight	1090
2	Mildiou	Late Blight	2000
3	Moisissure des feuilles	Leaf Mold	1042
4	Feuille saine	Healthy	1663

TABLE 3.2 – Répartition des classes de maladies de la tomate dans le dataset Tomato Leaf Diseases.



FIGURE 3.2 – Images exemplaires de Tomato Leaf Diseases dataset.

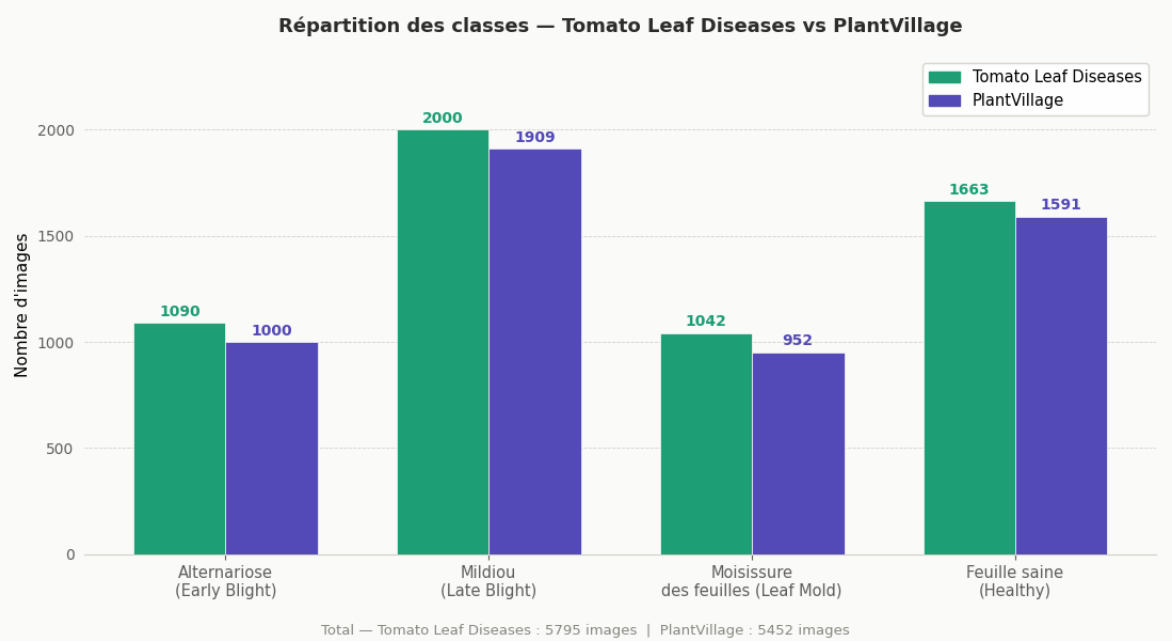


FIGURE 3.3 – Diagramme comparatif entre les datasets utilisées : PlantVillage et Tomato Leaf Diseases.

3.3 Modèles d'Intelligence Artificielle

3.3.1 EfficientNetB3 : Classification (PlantVillage)

Le modèle EfficientNetB3 est utilisé pour la tâche de classification des maladies foliaires de la tomate à partir du dataset PlantVillage. Il reçoit en entrée une image entière et prédit une unique classe parmi les quatre retenues, sans localisation spatiale. Le backbone est chargé sans sa tête de classification originale (include_top=False), avec les poids pré-entraînés sur ImageNet, et maintenu gelé (trainable=False) afin de conserver les représentations visuelles génériques acquises lors du pré-entraînement. Une nouvelle tête de classification est ajoutée, composée des couches suivantes :

- GlobalAveragePooling2D : réduit les cartes de caractéristiques en un vecteur compact.
- BatchNormalization : stabilise et accélère la convergence.
- Dense(256, ReLU) : couche de représentation intermédiaire.
- Dropout(0.4) : régularisation pour réduire le surapprentissage.
- Dense(4, Softmax) : couche de sortie produisant une distribution de probabilité sur les 4 classes cibles.

3.3.2 YOLOv8n : Détection (Tomato Leaf Diseases)

Le modèle YOLOv8n est utilisé pour la tâche de détection d'objets à partir du dataset Tomato Leaf Diseases. Contrairement à EfficientNetB3, il répond simultané-

ment à deux questions : où se trouve la lésion et quelle est la maladie, en produisant pour chaque image des boîtes englobantes associées à une classe et un score de confiance. Il est capable de détecter plusieurs zones malades au sein d'une même image.

Le modèle est initialisé à partir des poids pré-entraînés yolov8n.pt et soumis à un full fine-tuning sur les 4 classes cibles. Son architecture intègre un backbone CSP, un module neck FPN+PAN pour la détection multi-échelle, et une tête de détection produisant directement les coordonnées des boîtes et les probabilités de classe en une seule passe.

3.4 Méthodologie d'Entraînement des deux modèles

3.4.1 Entraînement et optimisation des modèles

3.4.1.1 Partition des données et reproductibilité

Les deux modèles sont entraînés sur une partition identique du jeu de données PlantVillage, fusionnant les ensembles d'entraînement et de validation originaux avant un fractionnement 60%, 20%, 20% respectivement pour l'entraînement, la validation et le test. Une graine aléatoire fixe (seed=42) est appliquée à l'initialisation des poids, aux opérations NumPy, TensorFlow et au générateur de données, garantissant la reproductibilité complète des résultats.

3.4.1.2 Configuration générale d'entraînement

Le tableau 3.3 synthétise les hyperparamètres clés pour chaque architecture :

Hyperparamètre	EfficientNetB3	YOLOv8n
Epochs	50	100
Taille de batch	32	16
Taille d'image	300×300	640×640
Optimiseur	AdamW	SGD + Momentum
Lr initial ($lr0$)	10^{-4}	10^{-2}
Lr final (lrf)	—	10^{-3}
Momentum	—	0.937
Décroissance du poids	10^{-5}	5×10^{-4}
Planification LR	fixe	cosinus
Warmup	—	3 epochs
Fonction de perte	Focal Loss	BCE + IoU
Arrêt anticipé	—	patience = 10

TABLE 3.3 – Hyperparamètres d'entraînement — EfficientNetB3 vs YOLOv8n.

3.4.1.3 Entraînement EfficientNetB3

— Architecture et initialisation

EfficientNetB3 est chargé avec les poids pré-entraînés sur ImageNet et gelé en tant que base de feature extraction. Un bloc de classificateur personnalisé est empilé au-dessus :

— Pooling spatial global moyen (GlobalAveragePooling2D).
— Normalisation par batch (BatchNormalization).
— Couche dense de 256 unités avec activation ReLU.
— Dropout de 0,4 pour réduire le surapprentissage.
— Couche de sortie softmax pour 4 classes.

— Fonction de perte et optimisation

La Focal Loss est appliquée pour adresser le déséquilibre potentiel des classes et concentrer l'entraînement sur les exemples difficiles :

$$\mathrm{FL}(p_t) = -\alpha_t (1 - p_t)^{\gamma} \log(p_t) \tag{3.1}$$

avec $\gamma = 2$ et $\alpha = 0.25$. L'optimiseur AdamW utilise un taux d'apprentissage initial de 10^{-4} et une décroissance du poids de 10^{-5} pour la régularisation L2.

— Augmentation des données

L'augmentation est appliquée uniquement sur l'ensemble d'entraînement via ImageDataGenerator :

— Rotations : ±15°.
— Translations horizontales et verticales : ±10%.
— Cisaillement : 20%.
— Retournement horizontal aléatoire.

L'ensemble de validation et de test utilise uniquement le prétraitement standard EfficientNet sans augmentation.

— Entraînement et sauvegarde

Le modèle est entraîné pour 50 époques avec un rappel ModelCheckpoint qui sauvegarde les poids offrant la meilleure précision de validation. Les résultats montrent une précision de test de 1,00 (100%) et une F1-score de 0,99–1,00 entre tous les plis de validation croisée implicites.

3.4.1.4 Entraînement YOLOv8n

— Architecture et optimisation pour la détection

YOLOv8n (nano variant) est entraîné en tant que détecteur d'objets sur le même jeu de données fusionné, mais avec remapping des classes pour aligner les indices originaux du PlantVillage (EarlyBlight, Healthy, LateBlight, LeafMold) vers un schéma séquentiel (0–3). L'optimiseur SGD avec momentum est choisi pour explorer de façon plus agressively l'espace des paramètres, avec :

— Taux d'apprentissage initial : $lr0 = 0.01$;
— Taux final : $lrf = 0.001$ (facteur de réduction) ;
— Momentum : 0.937 ;
— Décroissance du poids : 5×10^{-4}.

— Planification d'apprentissage et warmup

La planification d'apprentissage suit un schéma cosinus avec 3 époques de warmup pour stabiliser l'entraînement précoce. Un arrêt anticipé (early stopping) avec une patience de 10 epochs interrompt l'entraînement si la métrique moniteur (mAP@50) n'améliore pas pendant 10 époques successifs.

— Augmentation des données

L'augmentation native de YOLOv8 appliquée à l'ensemble d'entraînement est riche et sophistiquée :

— Perturbations colorimétriques HSV : Saturation (0,7), valeur (0,4).
— Transformations géométriques : rotations (±15°), Retournements horizontal (0,5) et vertical (0,5).
— Technique mosaïque (mosaic=1.0) : Fusion de quatre images dans une seule instance pour enrichir le contexte et augmenter la variabilité.
— Mixup (0,1) : Mélange linéaire d'images et d'étiquettes.
— Mise à l'échelle (0,5) et suppression aléatoire (erasing, 0,5) pour augmenter la robustesse aux occlusions.

3.5 Résultats et discussion

3.5.1 Modèle EfficientNetB3

3.5.1.1 Courbes d'entraînement

On constate que les courbes de précision et de perte révèlent un comportement d'apprentissage sain et stable. Dès les premières époques, le modèle converge rapidement la précision de validation dépasse 90% avant la 5ème époque, ce qui témoigne de l'efficacité du transfert de connaissances depuis ImageNet. À l'issue des 50 époques, le modèle atteint une précision d'entraînement de 98.78% et une précision de validation de 96.97%, avec des pertes respectives de 0.0027 et 0.0093. L'écart modéré entre ces deux courbes traduit une bonne capacité de généralisation, sans surapprentissage significatif. La perte focale décroît continûment vers des valeurs proches de zéro, confirmant une convergence stable, comme le montre la figure **??**.

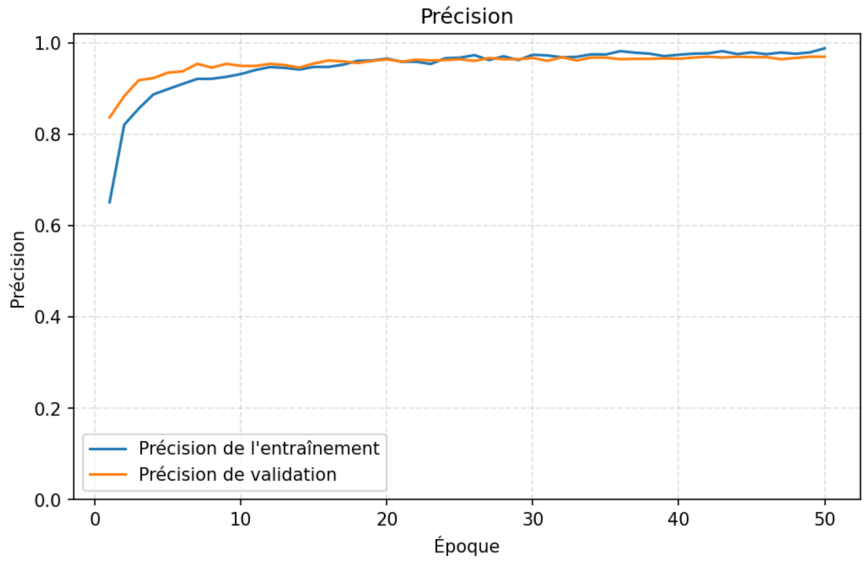


FIGURE 3.4 – Évolution de la précision d'entraînement et de validation du modèle EfficientNetB3.

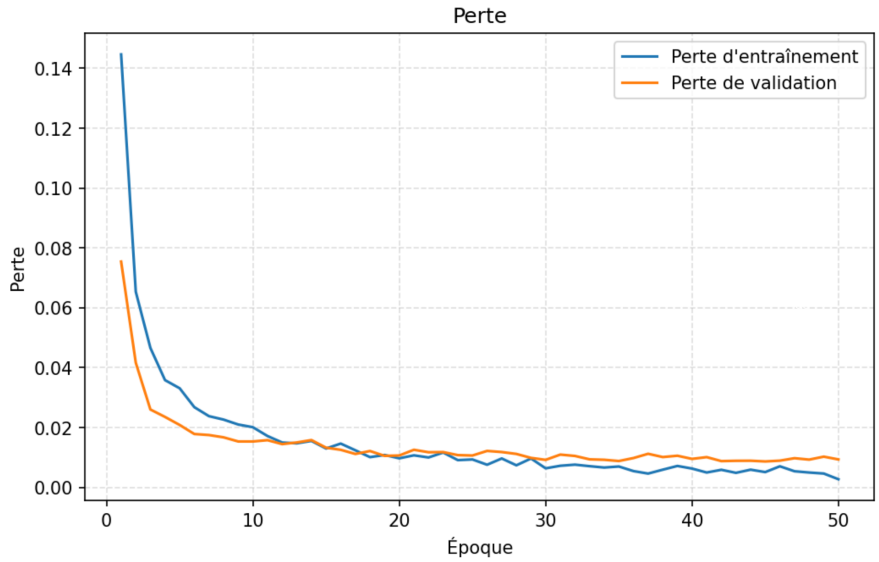


FIGURE 3.5 – Évolution de la perte d'entraînement et de validation du modèle EfficientNetB3.

3.5.1.2 Matrice de confusion

La diagonale principale concentre la quasi-totalité des prédictions, traduisant une classification globalement correcte pour les quatre classes. On note que la classe Mildiou (Late Blight) présente la confusion la plus notable, avec 9 images confondues avec l'Alternariose phénomène explicable par la similarité visuelle des symptômes précoces de ces deux maladies, toutes deux caractérisées par des lésions foliaires brunes. La classe Feuille saine est reconnue avec une précision parfaite (1,00), ses caractéristiques visuelles étant nettement distinctes des classes pathologiques (voir figure 3.6).

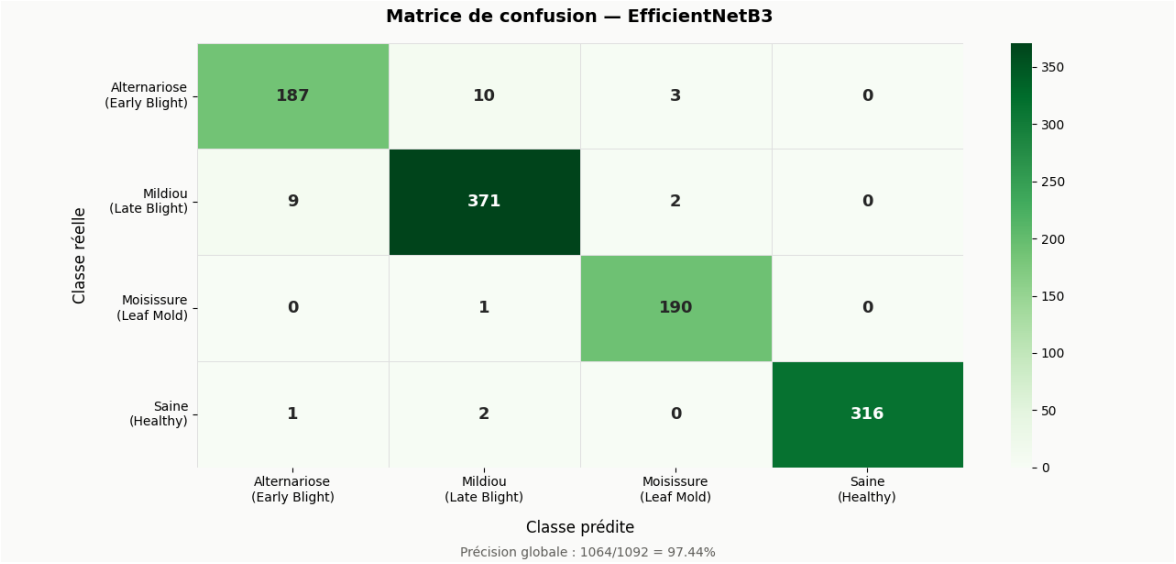


FIGURE 3.6 – Matrice de confusion de modèle EfficientNetB3 sur 4 classes.

3.5.1.3 Métriques d'evaluation

D'après le rapport de classification présenté dans le tableau 3.4, les scores F1 obtenus varient entre 0.94 et 1.00 sur l'ensemble des classes, témoignant d'un équilibre satisfaisant entre la précision et le rappel, sans biais notable en faveur d'une classe dominante. Ce résultat valide l'efficacité de la Focal Loss adoptée pour atténuer l'impact du déséquilibre entre classes. La classe Alternariose (Early Blight), bien que légèrement en retrait avec un F1-score de 0.94, demeure au-dessus du seuil de 0.90 généralement admis pour un système de diagnostic automatisé fiable.

Classe	**Précision**	**Rappel**	**F1-score**
Alternariose (Early Blight)	0.95	0.94	0.94
Mildiou (Late Blight)	0.97	0.97	0.97
Moisissure (Leaf Mold)	0.97	0.99	0.98
Feuille saine (Healthy)	1.00	0.99	1.00

TABLE 3.4 – Rapport de classification de modèle EfficientNetB3 (PlantVillage).

3.5.2 Modèle YOLOv8n

3.5.2.1 Courbes d'entraînement

Les courbes d'entraînement montrent une convergence rapide et stable :

— La classification loss diminue fortement (du 2,58 au 0,24), traduisant une séparation nette des classes.
— Les train loss et validation loss suivent des trajectoires parallèles, indiquant une bonne généralisation et une absence d'overfitting marqué.
— Les métriques mAP@50 progressent rapidement dès les premières époques (entre 0,44 et 0,93), tandis que mAP@50–95 atteint 0.85, confirmant la robustesse du modèle même sous des critères stricts.

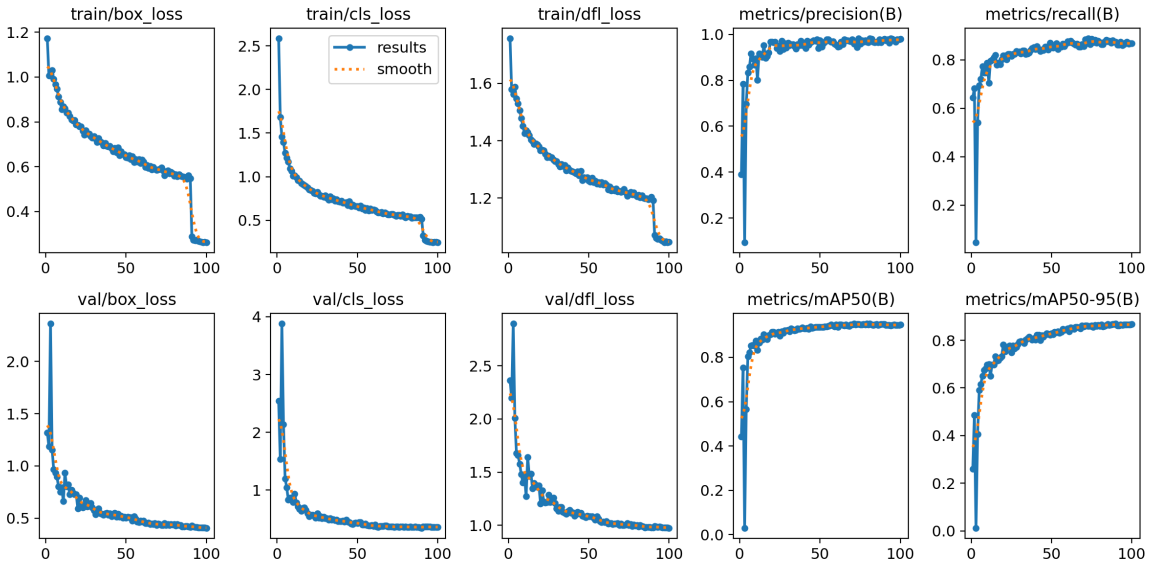


FIGURE 3.7 – Courbes d'entrainement YOLOv8n.

3.5.2.2 Matrice de confusion

3.5.3 Analyse de la Matrice de Confusion

La matrice de confusion révèle :

— Une excellente reconnaissance deLateBlight (399 corrects).
— Des confusions notables entre EarlyBlight et Background (27 erreurs), ainsi qu'entre LeafMold et Background (40 erreurs).
— La classe Healthy est globalement bien discriminée, mais quelques erreurs persistent vers Background.

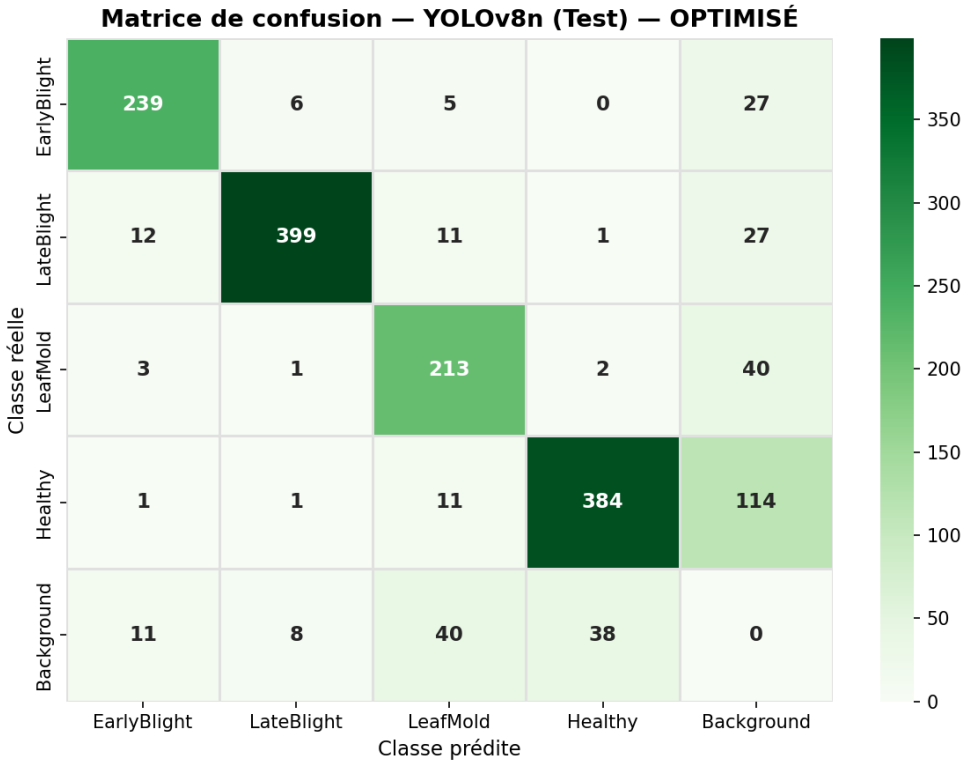


FIGURE 3.8 – Matrice de confusion YOLOv8n.

3.5.3.1 Métriques finales

Le tableau 3.5 synthétise les performances par classe obtenues par YOLOv8n sur l'ensemble de test (1158 images, 1386 instances de maladies).

Classe	Images	Instances	Précision	Rappel	AP@50	AP@50-95
Early Blight	232	266	0.944	0.868	0.962	0.882
Late Blight	390	415	0.952	0.955	0.983	0.918
Leaf Mold	211	280	0.970	0.736	0.864	0.777
Healthy	326	425	0.889	0.854	0.929	0.824
Moyenne globale	1158	1386	**0.939**	**0.853**	**0.935**	**0.850**

TABLE 3.5 – Métriques de détection YOLOv8n par classe (ensemble de test).

— Late Blight (mAP@50 = 0,983) : Meilleure performance avec un rappel excellent (0,955), indiquant une détection fiable et quasi-complète des instances de brûlure tardive. Ceci est critiquement important car cette maladie est la plus dommageante sur tomate en régions humides.
— Leaf Mold (mAP@50 = 0,864) : Plus faible performance, particulièrement en rappel (0,736), suggérant que environ 26% des instances de moisissure foliaire ne sont pas détectées. Une analyse de la matrice de confusion révèle que Leaf Mold est souvent confondue avec la classe Healthy (40 instances mal

classées, voir figure 3.8), reflétant une similitude visuelle des symptômes à stade précoce.
— Early Blight (mAP@50 = 0,962) : Bonne équilibre entre précision (0,944) et rappel (0,868), avec seulement 27 instances mal classées (essentiellement vers Healthy).
— Healthy (AP@50 = 0,929) : Bon score global mais précision plus faible (0,889), le modèle produit 114 faux positifs sains classés parmi les maladies, principalement vers Leaf Mold. Ceci est un artefact courant : les feuilles partiellement saines ou en transition de symptômes posent un défi classification.

3.6 Boucle de Feedback : Vérification par YOLOv8n

Après chaque traitement phytosanitaire, le système reprend la caméra et demande à YOLOv8n : la maladie est-elle encore aussi visible qu'avant ? Si la confiance du modèle a suffisamment baissé, le traitement est validé. Sinon, il est relancé.

3.6.1 Principe de fonctionnement de la boucle

1. Détection YOLOv8n analyse le flux caméra à 4 FPS. Le déclenchement n'a lieu que si la même maladie apparaît sur 5 frames consécutives (filtre anti faux positifs).
2. Snapshot pré-traitement La confiance moyenne sur 5 frames est enregistrée comme référence :
$$\bar{c}_{\text{avant}} = \frac{1}{5}\sum_{i=1}^{5} c_i$$
3. Traitement L'Arduino ouvre la vanne et active la pompe pour la durée programmée. Il attend ensuite le délai biologique Δt avant d'envoyer FEEDBACK_CHECK.
4. Vérification Après Δt, YOLOv8n ré-analyse et calcule la réduction de confiance :
$$r = \frac{\bar{c}_{\text{avant}} - \bar{c}_{\text{après}}}{\bar{c}_{\text{avant}}} \times 100\%$$
Le traitement est confirmé si l'une des trois conditions suivantes est vraie :
$$\text{Succès} \;\Leftrightarrow\; N_{\text{après}} = 0 \;\vee\; r \geq 30\% \;\vee\; \bar{c}_{\text{après}} < \tau_{\text{classe}} \tag{3.2}$$

3.6.2 Pourquoi 30% de réduction ?

Un traitement réussi ne fait pas disparaître les lésions nécrotiques immédiatement, elles restent visibles plusieurs jours. Mais il arrête l'activité sporulante active, ce qui réduit la confiance du modèle de manière mesurable. Un seuil de 30 % permet de distinguer cette réduction réelle des simples variations d'éclairage ou de pose de la feuille.

La vérification par caméra confirme l'absence de sporulation active visible, pas la guérison biologique de la plante (qui prend 5-14 jours). On parle de confirmation de traitement.

Si le seuil est fixé par exemple à 50%, on s'attend à une traitement quasi totale, ce qui nécessite plusieurs jours. Si le seuil est de 10%, on n'observe presque aucun changement, indiquant un échec probable du traitement. C'est pourquoi un seuil de 30% a été choisi pour confirmer l'efficacité du traitement.

3.6.3 Délais biologiques justifiés

Maladie	**Pathogène**	Δt **vérif.**	Δt **retry**	**Justification**
Early Blight	Alternaria solani	1 h	12 h	Arrêt de l'extension des anneaux concentriques visible environ 1 h après traitement
Late Blight	Phytophthora infestans	4 h	24 h	Inhibition des sporanges de surface observée après 4 h période de latence comprise entre 3 et 4 jours
Leaf Mold	Passalora fulva	2 h	24 h	Réduction du duvet sporulant visible environ 2 h après traitement

TABLE 3.6 – Délais biologiques de vérification par maladie.

3.6.4 Ajustement des délais en temps réel

Les délais sont stockés dans deux dictionnaires Python et envoyés à l'Arduino dans chaque commande. Aucun reflash du firmware n'est nécessaire.

Condition terrain	**Valeur**	**Facteur**	**Raison**
Température serre	$> 28\,°C$	$\times 0.7$	Sporulation accélérée
Humidité relative	$> 90\,\%$	$\times 0.8$	Conditions optimales pathogène
Fongicide curatif	ex. cymoxanil	$\times 0.5$	Effet rapide vs. protectant
Fongicide protectant	seul	$\times 1.5$	Action de surface plus lente
Infection précoce	stade débutant	$\times 0.6$	Moins de biomasse à inhiber
Infection avancée	stade tardif	$\times 1.3$	Charge sporale élevée

TABLE 3.7 – Facteurs de modulation du délai biologique selon les conditions terrain.

3.6.4.1 Procédure pratique d'ajustement

1. Consulter events_pfe.csv après les premiers traitements et relever les valeurs de r obtenues.
2. Si $r > 50\,\%$ systématiquement → délai trop long, diviser FEEDBACK_DELAI par 1.5.
3. Si $r < 20\,\%$ systématiquement → délai trop court, multiplier FEEDBACK_DELAI par 1.5.
4. Conserver MAX_TENTATIVES = 3 inchangé.

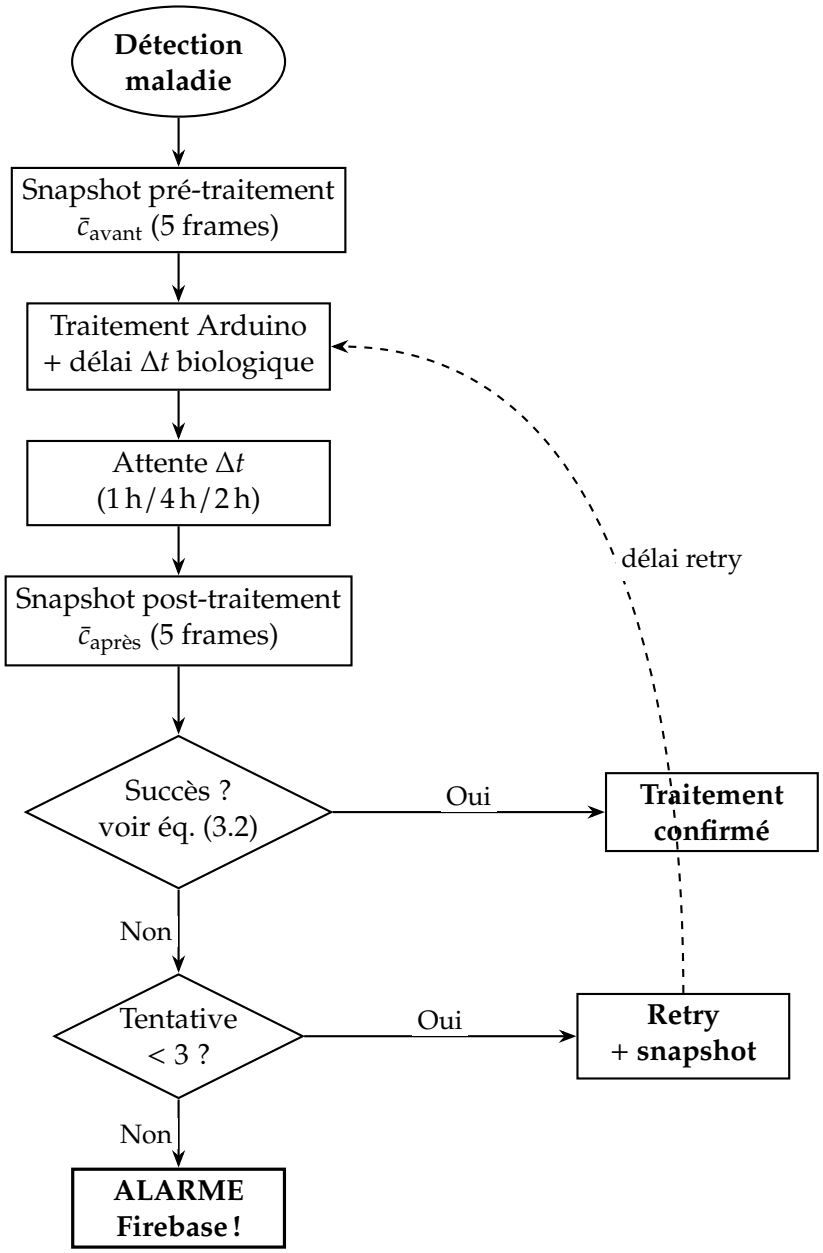


FIGURE 3.9 – Organigramme de la boucle de feedback YOLOv8n (critère de succès défini par l'équation 3.2).

3.7 Synthèse et comparaison des résultats

Les deux modèles affichent des performances élevées sur leurs tâches respectives. EfficientNetB3 atteint une précision de test de 97,44% avec des scores F1 compris entre 0,94 et 1,00, ce qui le positionne comme un classificateur très fiable lorsque l'image est centrée sur une seule feuille. YOLOv8n obtient un mAP@50 de 0.935 et un mAP@50 :95 de 0,850, avec la capacité supplémentaire de localiser plusieurs zones malades simultanément au sein d'une même image.

Le tableau 3.8 offre une synthèse comparative des deux architectures sur leurs tâches respectives.

Critère	**EfficientNetB3**	**YOLOv8n**
Tâche et configuration		
Objectif primaire	Classification image-entière	Détection + localisation
Dataset (source)	PlantVillage (4 classes)	Tomato Leaf Diseases (4 classes)
Ensemble d'évaluation	Test : 1092 images	Test : 1158 images, 1386 instances
Performance		
Métrique globale	Précision : 97.44%	mAP@50 : 0.935
Métrique secondaire	F1-score : 0.97–1.00	mAP@50-95 : 0.850
Meilleure classe	1.00 F1 (Healthy)	0.983 AP@50 (Late Blight)
Classe critique	0.94 F1 (Early Blight)	0.736 Rappel (Leaf Mold)
Architecture et complexité		
Paramètres totaux	11.2M	3.M
Paramètres entraînables	0.4M (gelé)	Tous entraînables
Taille poids ('.pt' / '.tflite')	42.7 MB / ~12 MB	6.2 MB / ~2.5 MB
Inférence et déploiement		
Temps inférence (GPU T4)	422 ms/image	3.4 ms/image
Temps inférence (CPU RPi5)	~2–3 s (estimé)	~80–120 ms (NCNN)
Débit temps réel (30 fps)	Non réalisable	Réalisable
Format export	TFLite (quantifié int8)	NCNN (natif ARM)
Dépendances embarquées	tflite-runtime	NCNN C++ (léger)
Capacités		
Détections par image	1 label (image-entière)	N boîtes englobantes
Localisation spatiale	Non	Oui (x, y, w, h)
Multi-objets simultanés	Non (1 verdict)	Oui
Robustesse partielles/occlusions	Faible (dépend du crop)	Excellente

TABLE 3.8 – Comparaison détaillée EfficientNetB3 vs YOLOv8n pour le contexte agronomique.

Les deux modèles affichent des performances élevées sur leurs tâches respectives. EfficientNetB3 atteint une précision de test de 97,44% avec des scores F1 com-

pris entre 0,94 et 1,00, ce qui le positionne comme un classificateur très fiable lorsque l'image est centrée sur une seule feuille. YOLOv8n obtient un mAP50 de 0.968 et un mAP50 :95 de 0,921, avec la capacité supplémentaire de localiser plusieurs zones malades simultanément au sein d'une même image.

Pour un déploiement embarqué en conditions réelles, YOLOv8n est le choix retenu, pour les raisons suivantes :

— Légèreté : 3.2M de paramètres contre 12M pour EfficientNetB3, ce qui réduit l'empreinte mémoire sur le Raspberry Pi 5.
— Vitesse d'inférence : 4.0 ms par image en inférence GPU, compatible avec un traitement temps réel via caméra IMX219.
— Format d'export NCNN : Optimisé nativement pour les processeurs ARM embarqués, offrant de meilleures performances que TFLite sur le CPU du Raspberry Pi 5.
— Détection multi-zones : Contrairement à EfficientNetB3 qui classe une image entière, YOLOv8n localise et identifie plusieurs lésions dans la même image, ce qui correspond davantage aux conditions réelles d'une serre où plusieurs maladies peuvent coexister sur une même feuille.
— Intégration système : Les coordonnées des boîtes englobantes permettent de transmettre à l'Arduino non seulement la classe de la maladie détectée, mais aussi sa localisation, ouvrant la voie à des traitements phytosanitaires ciblés.

EfficientNetB3 reste néanmoins pertinent comme modèle de référence pour la classification et pourrait être utilisé en complément de YOLOv8n dans un pipeline à deux étapes détection par YOLO suivie d'une classification fine par EfficientNetB3 dans le cadre de travaux futurs.

3.8 Application Mobile PlantGuard AI

L'application mobile PlantGuard AI représente l'interface finale entre l'agriculteur et sa serre intelligente , développée avec le framework Flutter de Google, elle constitue le maillon de supervision et de contrôle du système global. Elle permet à l'agriculteur de surveiller en temps réel l'état de sa serre, de recevoir des alertes instantanées en cas de détection de maladie, et d'intervenir manuellement.

3.8.1 Tableau des technologies utilisées dans l'application

Technologie	Rôle dans PlantGuard AI
Flutter	Framework de développement de l'application mobile Android
Dart	Langage de programmation utilisé avec Flutter
Firebase Core	Initialisation et connexion au projet Firebase
Firebase Auth	Authentification email/mot de passe et Google Sign-In
Firebase Realtime DB	Synchronisation temps réel des données capteurs et alertes
Firebase Messaging	Envoi des notifications push FCM sur le téléphone
Google Sign-In	Authentification rapide via compte Google
HTTP	Requêtes HTTP vers le RPi pour le flux caméra et le scanner
Image Picker	Accès à la caméra et galerie pour le scanner de feuilles
Intl	Formatage des dates dans l'écran Alertes
Flutter Launcher Icons	Génération de l'icône personnalisée de l'application
ngrok	Tunnel HTTPS pour accès distant au RPi depuis n'importe où

Table 3.9 – Technologies utilisées dans l'application PlantGuard AI.

3.8.2 Architecture de l'application

3.8.2.1 Architecture trois couches

— **Couche présentation :** Elle regroupe l'ensemble des écrans Flutter (widgets) de l'application. Chaque écran est implémenté sous forme de StatefulWidget et écoute les flux de données en temps réel provenant de Firebase. Lorsqu'une nouvelle valeur est reçue, l'interface se met automatiquement à jour sans nécessiter de rafraîchissement manuel, assurant ainsi une supervision instantanée de la serre.
— **Couche données :** Elle est assurée par Firebase Realtime Database, qui joue le rôle de couche de données partagée entre le Raspberry Pi et l'application

mobile. La base de données est organisée sous le nœud principal serre, contenant les sous-nœuds capteurs, detection, alertes, commandes et config. Cette structure permet de centraliser et synchroniser toutes les informations du système en temps réel.

— **Couche communication :** Elle assure les échanges entre les différents composants du système. Deux canaux de communication sont utilisés selon la fonctionnalité. Firebase est employé pour la transmission en temps réel des données des capteurs, des alertes et des commandes de contrôle. Le protocole HTTP via un tunnel ngrok est utilisé pour le flux vidéo de la caméra en direct ainsi que pour l'envoi des images destinées au module d'intelligence artificielle de détection des maladies.

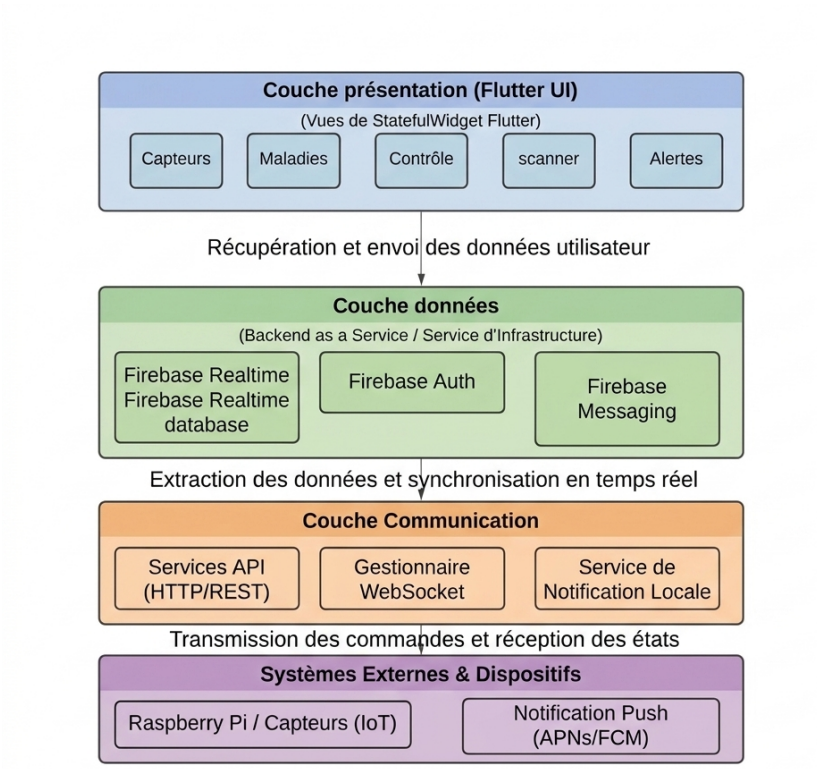


FIGURE 3.10 – Schéma d'architecture trois couches du système de supervision de la serre intelligente.

3.8.3 Connexion et synchronisation Firebase temps réel

La synchronisation entre le Raspberry Pi et l'application mobile repose sur le mécanisme de listeners Firebase Realtime Database, qui utilise des connexions WebSocket persistantes pour pousser automatiquement les nouvelles données vers tous les clients connectés , sans recourir au *polling*.

Le Raspberry Pi publie les données des capteurs toutes les 5 secondes via la bibliothèque firebase-admin Python dans le nœud /serre/capteurs. Du côté Flutter, un listener permanent écoute ce nœud et déclenche une mise à jour de l'interface dès réception d'un nouvel événement.

La base de données est structurée en cinq nœuds : capteurs (mesures temps réel), detection (résultat de la dernière inférence YOLOv8n), alertes (notifications générées par le système), commandes (commande depuis l'application vers le Raspberry Pi).

3.8.4 Fonctionnalités principales

3.8.4.1 Authentification de l'agriculteur

L'accès à l'application est protégé par Firebase Authentication (email / mot de passe). Les règles de sécurité refusent toute lecture ou écriture à un utilisateur non authentifié. En cas d'erreur de connexion, un message explicite est affiché.

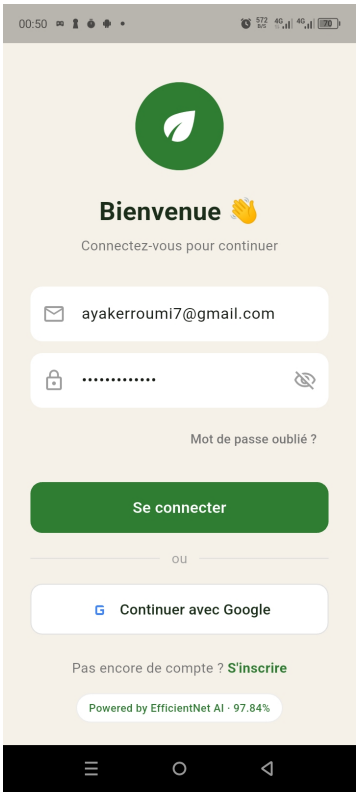


FIGURE 3.11 – Écran de connexion de l'application PlantGuard AI.

3.8.4.2 Supervision des capteurs en temps réel

L'écran Capteurs constitue le tableau de bord principal de l'application. Il affiche en temps réel l'ensemble des mesures collectées par les capteurs de la serre, organisées en cartes visuelles avec un code couleur rouge / orange / vert permettant à l'agriculteur d'évaluer l'état de sa serre sans connaissances techniques approfondies Les grandeurs surveillées sont l'humidité du sol, le pH, la conductivité électrique, la température et l'humidité des deux zones, ainsi que le débit et le volume d'irrigation.

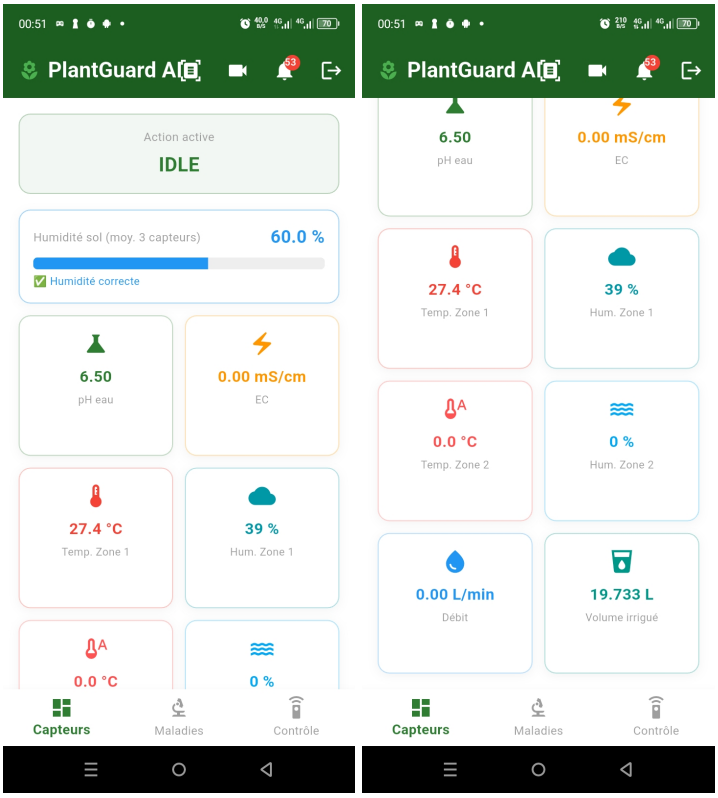


FIGURE 3.12 – Écran de supervision des capteurs en temps réel.

3.8.4.3 Détection et affichage des maladies

L'écran Maladies affiche le résultat de la dernière inférence YOLOv8n : maladie détectée, niveau de confiance, conseils de traitement et confirmation du déclenchement de la pulvérisation. La détection est confirmée après 5 frames consécutives avec au minimum 2 détections par frame pour éliminer les faux positifs.



FIGURE 3.13 – Écran de Détection et affichage des maladies.

3.8.4.4 Contrôle manuel à distance

L'écran Contrôle permet d'envoyer des commandes via Firebase indépendamment de la localisation de l'agriculteur. Cinq actions sont disponibles : irrigation manuelle (EV1), traitement Early Blight (EV2), Late Blight (EV3), Leaf Mold (EV4), et arrêt d'urgence. La durée d'action est réglable entre 5 et 60 secondes.

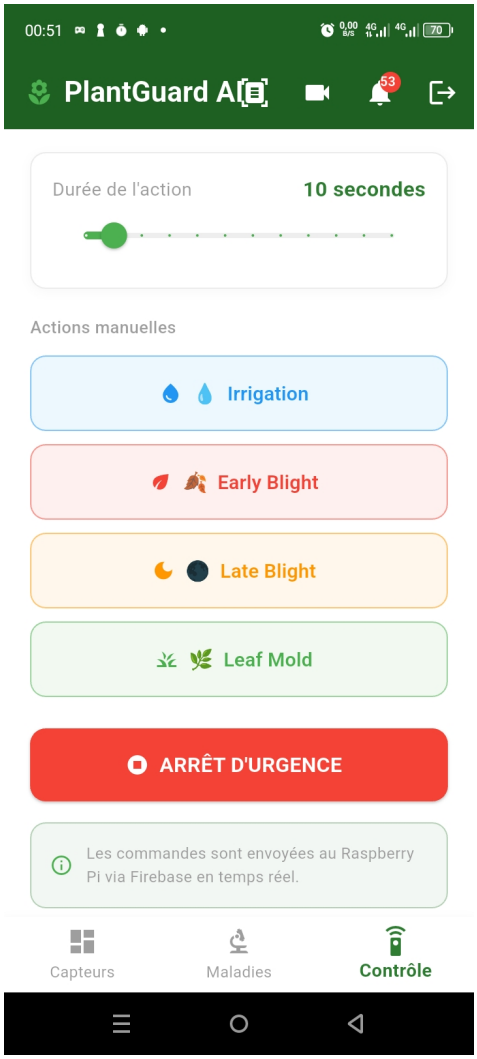


FIGURE 3.14 – Écran de Contrôle manuel à distance.

3.8.4.5 Scanner de feuilles par IA

Le scanner de feuilles permet à l'agriculteur d'analyser l'état sanitaire d'une plante en prenant une photo avec son téléphone. L'image est envoyée au Raspberry Pi via une requête HTTP POST. Le RPi analyse l'image avec le modèle YOLOv8n NCNN et retourne le résultat en JSON contenant la maladie détectée, le niveau de confiance et les conseils de traitement adaptés.

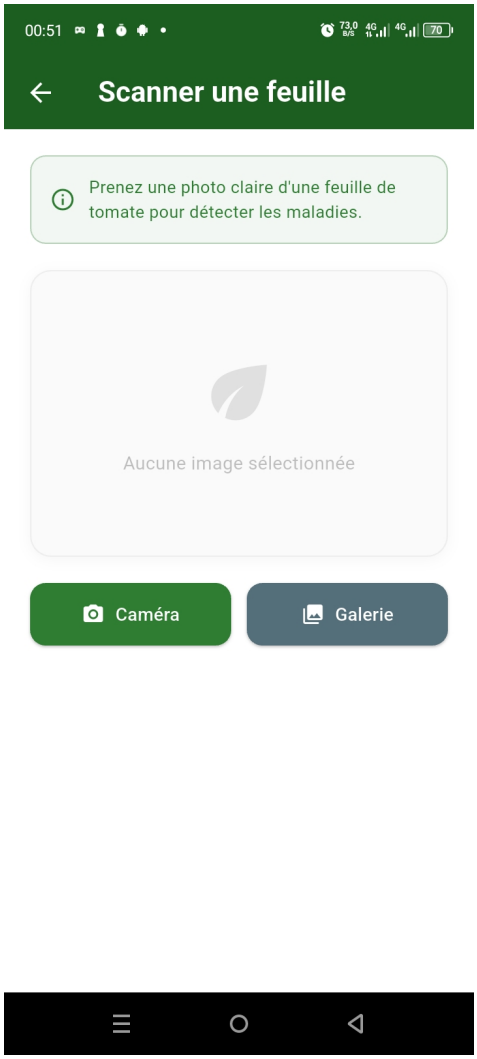


FIGURE 3.15 – Écran pour scanner de feuilles.

3.8.4.6 Flux caméra en direct

L'écran Caméra affiche le flux vidéo en direct de la serre à 4 images par seconde. Les détections YOLOv8 sont superposées en temps réel sous forme de badges colorés. L'URL de connexion est récupérée dynamiquement depuis Firebase, permettant l'accès depuis n'importe quel réseau via le tunnel ngrok.

3.8.4.7 Alertes et notifications push

Le système d'alertes repose sur deux mécanismes complémentaires. D'une part, les notifications push via Firebase Cloud Messaging sont envoyées directement sur le téléphone de l'agriculteur même lorsque l'application est fermée, dès que le Raspberry Pi détecte une maladie ou un problème critique. D'autre part, l'écran Alertes conserve un historique persistant dans Firebase sous /serre/alertes,Le système génère huit types d'alertes.

3.8.4.8 Accès distant via ngrok

Un défi majeur dans les systèmes IoT agricoles est l'accès à distance lorsque l'agriculteur et la serre sont sur des réseaux différents. Firebase résout ce problème pour les données légères (capteurs, commandes, alertes). Pour le flux vidéo et le scanner qui transmettent des volumes importants de données binaires, nous utilisons ngrok, un service de tunneling HTTPS qui crée un tunnel sécurisé entre internet et le Raspberry Pi. Au démarrage du système, le RPi publie automatiquement l'URL ngrok dans Firebase. L'application mobile lit cette URL et l'utilise pour toutes les connexions directes au RPi. Ce mécanisme rend le système accessible depuis n'importe quel réseau dans le monde sans configuration manuelle.

3.8.5 Interface utilisateur

L'interface utilisateur de PlantGuard AI a été conçue de manière moderne et intuitive (selon les principes de Material Design 3) afin de faciliter son utilisation par les agriculteurs. Le design adopté privilégie la simplicité, la lisibilité des informations et l'accès rapide aux différentes fonctionnalités de l'application avec un thème vert agricole. Le fond blanc assure une lisibilité maximale des données numériques, le code couleur rouge/orange/vert permet à l'agriculteur d'évaluer l'état de sa serre en un coup d'œil sans lire les valeurs numériques. La navigation par barre inférieure à trois onglets suit les conventions Android standard.

3.9 Tests d'intégration globale

3.9.1 Environnement de test

Les tests ont été réalisés sur un prototype de serre intelligente équipé de l'ensemble des capteurs et actionneurs du système. L'Arduino Mega assure l'acquisition des données et le contrôle des équipements, tandis que le Raspberry Pi 5 est chargé du traitement des données et de la communication avec Firebase.

L'Arduino Mega est connecté au Raspberry Pi 5 via un câble USB, et le Raspberry Pi est relié au réseau WiFi local. L'application mobile PlantGuard AI a été testée sur un smartphone Android afin de valider les fonctionnalités de supervision et de contrôle à distance.

3.9.2 Scénarios de test

Plusieurs scénarios de test ont été réalisés afin de vérifier le bon fonctionnement des différentes fonctionnalités du système PlantGuard AI. Le tableau 3.8 présente les principaux tests effectués ainsi que les résultats obtenus :

Test	Procédure	Résultat attendu	Résultat obtenu
Communication Arduino → Raspberry Pi	Envoi des données capteurs.	Réception correcte des données.	Données reçues avec succès.
Synchronisation Firebase	Mise à jour des mesures.	Affichage en temps réel sur l'application.	Synchronisation correcte.
Détection de maladie	Analyse d'une feuille malade.	Identification de la maladie.	Maladie détectée correctement.
Contrôle manuel via 4G	Envoi d'une commande à distance.	Exécution de la commande.	Commande exécutée avec succès.
Boucle fermée (Feedback)	Déclenchement automatique de l'irrigation.	Mise à jour des mesures après action.	Fonctionnement conforme.
Accès caméra via ngrok	Ouverture du flux vidéo à distance.	Affichage du flux vidéo.	Flux accessible sans problème.

TABLE 3.10 – Scénarios de test du système PlantGuard IA.

3.10 Conclusion

Ce chapitre a présenté les aspects logiciels et intelligents du système PlantGuard AI. Les résultats obtenus montrent que les deux architectures utilisées sont complémentaires. EfficientNetB3 constitue une référence solide pour la classification avec une précision de 97,84%, tandis que YOLOv8n a été retenu pour le déploiement sur Raspberry Pi 5 grâce à sa légèreté, sa rapidité d'inférence et sa capacité de détection en temps réel.

L'application mobile Flutter, associée à Firebase et ngrok, permet la supervision et le contrôle à distance de la serre. Les tests d'intégration réalisés confirment la fiabilité du système.

Etude économique

4.1 Présentation du projet

4.1.1 Introduction

Dans un contexte mondial marqué par les défis croissants de la sécurité alimentaire, du changement climatique et de la raréfaction des ressources hydriques, l'agriculture intelligente s'impose comme une nécessité incontournable. L'Algérie, dont l'économie reste fortement tributaire du secteur agricole, n'échappe pas à cette réalité : les pertes de récoltes dues aux maladies des plantes et le gaspillage de l'eau d'irrigation représentent des obstacles majeurs à la productivité agricole nationale. PlantGuard IA est notre projet de fin d'études d'ingéniorat, qui a été conçu dans le cadre du programme Diplôme-Startup (Arrêté Ministériel n° 1275). PlantGuard IA est un dispositif intelligent de serres qui utilise l'intelligence artificielle pour identifier automatiquement les maladies des cultures alimentaires, associé à un système d'irrigation automatisé et de traitement phytosanitaire.

4.1.2 Idée de projet (la solution proposée)

Notre projet se positionne dans le champ de l'agriculture intelligente et des systèmes automatisés. Il s'agit de créer et de mettre en œuvre un système intelligent capable d'effectuer automatiquement l'irrigation et le traitement des maladies des plantes alimentaires, notamment les tomates cultivés dans les serres.

L'idée du projet est née à cause des problèmes rencontrés par les agriculteurs, notamment le manque d'eau, le gaspillage dans l'irrigation et les pertes causées par les maladies des plantes. Nous avons donc pensé à développer une solution simple et efficace permettant de surveiller l'état du sol et des plantes et d'agir automatiquement lorsque cela est nécessaire.

Le système utilise des capteurs pour mesurer l'humidité du sol et détecter les conditions favorables au développement des maladies. Un microcontrôleur analyse les données et commande automatiquement la pompe d'irrigation ainsi que le système de traitement. Une application mobile permet à l'agriculteur de suivre les informations et de contrôler le système à distance.

4.2 Objectifs du projet

Notre objectif est de développer et de commercialiser un système intelligent d'irrigation et de traitement automatisé des maladies des plantes afin d'aider les

agriculteurs à économiser l'eau, réduire les pertes agricoles et améliorer la productivité.

À court terme, notre objectif est de finaliser le prototype, de le tester sur une parcelle agricole et de démontrer son efficacité dans des conditions réelles d'utilisation.

À moyen terme, nous visons la création officielle de notre startup et la commercialisation du système auprès des agriculteurs, des coopératives agricoles et des exploitations modernes dans plusieurs régions d'Algérie.

À long terme, notre ambition est de devenir l'une des principales startups algériennes dans le domaine de l'agriculture intelligente et d'atteindre une part significative du marché national des systèmes d'irrigation automatisés.

Nous estimons pouvoir atteindre une part de marché d'environ 10% du marché algérien des solutions d'irrigation intelligente au cours des cinq premières années.

4.2.1 Les valeurs proposées

Les valeurs proposées par notre projet reposent sur l'utilisation des technologies modernes pour améliorer la gestion des cultures agricoles et répondre aux besoins des agriculteurs.

- Système intelligent combinant irrigation automatique et traitement ciblé des maladies des plantes.
- Réduction de la consommation d'eau grâce à une irrigation déclenchée uniquement lorsque le sol en a besoin.
- Diminution de l'utilisation excessive de pesticides par détection précoce et traitement précis.
- Amélioration du rendement et de la qualité des cultures.
- Réduction des coûts de production et augmentation de la rentabilité des exploitations.
- Limitation des risques liés aux maladies et aux pertes de récolte.
- Accessibilité grâce à une solution locale moins coûteuse que les systèmes importés.
- Simplicité d'utilisation via une application mobile de surveillance et de contrôle à distance.
- Contribution à la préservation de l'environnement par l'économie d'eau et la réduction des produits chimiques.

4.3 Carte d'information : Équipe d'encadrement et de projet

4.3.1 Équipe d'encadrement

Rôle	Nom	Spécialité / Qualité
Encadrant principal	Dr. BEKKAOUI Mokhtaria	Enseignant-chercheuse, ESSAT Tlemcen
Co-encadrante 01	Dr. MHAMEDI Mohamed	Enseignante-chercheur, ESSAT Tlemcen
Co-encadrant 02	Prof. BOUIADJRA Benabdellah Bachir	Professeure en science d'agronomie

TABLE 4.1 – Équipe d'encadrement.

4.3.2 Équipe de projet

Étudiant(e)	Établissement	Spécialité
Aya KERROUMI	ESSAT Tlemcen	Automatique
Kawther CHOUACHI	ESSAT Tlemcen	Automatique

TABLE 4.2 – Équipe de projet.

4.4 Logo



FIGURE 4.1 – Logo du projet.

4.5 Modèle économique BMC de notre projet

4.5.1 Proposition de valeur

Nous proposons un système intelligent d'irrigation et de traitement automatisé des maladies des plantes, destiné aux exploitations maraîchères sous serre, et plus particulièrement à la culture de la tomate. Notre dispositif, PlantGuard AI, combine un module d'irrigation piloté par des capteurs agronomiques (humidité du sol, température et humidité de l'air, pH et conductivité électrique de l'eau d'irrigation) et un module de détection précoce des maladies foliaires basé sur l'intelligence artificielle embarquée . Notre système se distingue : après chaque traitement phytosanitaire déclenché automatiquement, le système réanalyse la zone traitée par caméra afin de vérifier l'efficacité du traitement et de relancer une action si nécessaire. Une application mobile développée avec Flutter permet à l'agriculteur de superviser sa serre à distance, de recevoir des alertes en temps réel, de visualiser les résultats de détection et de contrôler manuellement l'irrigation et les traitements. Ce projet répond aux besoins des exploitants de serres qui ne disposent pas aujourd'hui d'un outil abordable, conçu localement et combinant à la fois irrigation intelligente et traitement ciblé des maladies.

4.5.2 Segment client

Notre proposition de valeur cible plusieurs segments de clientèle complémentaires : les exploitations agricoles sous serre orientées vers la production intensive de tomates (notamment dans les régions à forte vocation maraîchère telles que Biskra), les coopératives agricoles maraîchères, les entreprises agricoles privées disposant de plusieurs serres, les exploitations agricoles modernes en cours de modernisation technologique, ainsi que les producteurs de plants maraîchers et de tomates sous serre. Nos clients les plus stratégiques seront les exploitations sous serre de taille moyenne déjà engagées dans une démarche de modernisation, car elles présentent des besoins récurrents (renouvellement des consommables, mises à jour des modèles d'IA, maintenance) et disposent d'un budget structuré pour l'acquisition d'équipements agricoles connectés.

4.5.3 Relations clients

Nous établirons avec nos clients une relation basée sur un accompagnement personnalisé et une proximité continue. Une formation initiale sera dispensée à chaque agriculteur pour la prise en main du système et de l'application mobile. Des visites périodiques permettront de suivre les performances du dispositif sur le terrain et d'ajuster les seuils agronomiques si nécessaire. Nous assurerons l'installation, l'assistance technique et la maintenance préventive et corrective des dispositifs vendus, ainsi qu'un support à distance via l'application mobile pour le suivi des interventions. Les retours d'expérience des agriculteurs seront collectés en continu

afin d'améliorer le système et d'adapter les modèles de détection aux conditions locales.

4.5.4 Canaux de distribution

Nous atteindrons nos clients principalement par la vente directe auprès des agriculteurs et des exploitations sous serre. Nous développerons une présence sur les réseaux sociaux afin de présenter le fonctionnement du système et de toucher une audience de producteurs et de techniciens agricoles. Nous participerons également à des salons agricoles, en particulier le SIPSA (Salon International de la Production et des Équipements Agricoles), afin de renforcer notre visibilité et d'établir des partenariats avec des coopératives, des distributeurs et des institutions du secteur agricole.

4.5.5 Activités clés

Nos activités principales comprendront la production et l'assemblage des kits IoT PlantGuard AI (capteurs, actionneurs, Arduino Mega, Raspberry Pi 5, caméra), les tests de qualité avant livraison, l'installation chez les clients ainsi que la maintenance préventive et corrective. Nous mènerons des activités continues de recherche et développement, notamment pour la mise à jour périodique des modèles d'intelligence artificielle à partir des données collectées sur le terrain. La collecte et la valorisation des données agricoles constitueront également une activité clé, permettant d'enrichir progressivement nos modèles et d'offrir de nouveaux services à nos clients.

4.5.6 Ressources clés

Nos ressources humaines seront composées d'ingénieurs en automatique, en intelligence artificielle et en développement mobile, ainsi que de techniciens chargés de l'installation et de la maintenance sur le terrain.

En matière d'équipements, nous nous appuierons sur le matériel utilisé pour le développement du prototype (machine CNC pour la fabrication des structures de serre, station de soudage, multimètres, alimentation de laboratoire, plaques de prototypage) ainsi que sur les composants électroniques constitutifs de chaque kit (Arduino Mega 2560, Raspberry Pi 5, caméra IMX219, capteurs DHT11, capteurs d'humidité du sol, capteurs de pH et de conductivité électrique, débitmètre YF-S201, module relais à 6 canaux, électrovannes et pompe d'irrigation). Sur le plan logiciel, nous nous appuierons sur les outils de développement utilisés lors du prototypage (TensorFlow/Keras pour l'entraînement des modèles, Ultralytics YOLOv8, Flutter et Firebase pour l'application et l'infrastructure cloud), ainsi que sur SolidWorks pour la conception mécanique. Notre expertise technique propre dans la conception, l'implémentation et la calibration de l'ensemble du pipeline IoT du capteur jusqu'au traitement automatisé constitue notre ressource la plus stratégique.

4.5.7 Partenaires clés

Nos principaux partenaires seront les fournisseurs de composants électroniques nécessaires à la fabrication des kits IoT. Nous collaborerons avec des coopératives maraîchères et des distributeurs, fournisseurs du secteur agricole (par exemple AGRIVIL BAHA) pour faciliter notre accès au marché. L'Institut National de la Recherche Agronomique d'Algérie (INRAA) constituera un partenaire scientifique potentiel pour la validation agronomique des seuils utilisés et pour l'extension du système à d'autres cultures. Un comptable assurera la gestion financière et administrative de l'entreprise, et une banque accompagnera le financement des investissements. Nous bénéficierons également du soutien institutionnel de la NESDA , qui renforceront notre visibilité et notre crédibilité dans le secteur des technologies agricoles et des énergies durables.

4.5.8 Structure de coûts

Nos charges fixes comprendront la location éventuelle d'un atelier ou d'un espace d'incubation, les salaires de l'équipe, l'abonnement aux services cloud (Firebase), les assurances du matériel et des équipements, ainsi que le budget marketing. Nos charges variables comprendront les factures d'électricité, d'eau et de gaz, l'achat des composants électroniques pour chaque kit produit, les consommables liés au système d'irrigation (tuyaux, raccords, goutteurs), les frais d'installation et de déplacement chez les clients, ainsi que les frais de formation des agriculteurs et de maintenance.

4.5.9 Sources de revenus

Nos revenus proviendront de trois sources principales : la vente de kits PlantGuard AI complets (matériel, logiciel embarqué et installation), les contrats annuels de maintenance et de mise à jour des modèles d'intelligence artificielle, ainsi que les sessions de formation et de conseil destinées aux agriculteurs. Les contrats de maintenance et de mise à jour représenteront une source de revenus récurrents que nous souhaitons développer en priorité afin d'assurer un flux de trésorerie stable et prévisible à long terme.

4.6 Analyse SWOT de PlantGuard AI

Forces (Strengths)	**Faiblesses (Weaknesses)**
— Solution innovante combinant l'intelligence artificielle et l'Internet des objets (IoT). — Détection précoce des maladies foliaires de la tomate. — Réduction de la consommation d'eau et des pesticides. — Surveillance et contrôle à distance via une application mobile. — Coût inférieur aux solutions importées. — Adaptation aux conditions agricoles algériennes.	— Investissement initial relativement élevé pour certains agriculteurs. — Dépendance à une connexion Internet pour certaines fonctionnalités. — Nécessité de former les utilisateurs à la technologie.
Opportunités (Opportunities)	**Menaces (Threats)**
— Développement de l'agriculture intelligente en Algérie. — Augmentation des besoins en économie d'eau. — Programmes publics de soutien à la modernisation agricole. — Croissance du marché des serres agricoles. — Possibilité d'étendre la solution à d'autres cultures. — Développement de partenariats avec les coopératives agricoles.	— Évolution rapide des technologies de l'IA et de l'IoT. — Variations du coût des composants électroniques importés. — Réticence de certains agriculteurs à adopter de nouvelles technologies.

Table 4.3 – Analyse SWOT du projet PlantGuard AI.

4.7 Business Model Canvas

max width=

<table>
<tr><th>Partenaires clés</th><th>Activités clés</th><th>Proposition de valeur</th><th>Relation clients</th><th>Segments clients</th></tr>
<tr><td>Fournisseurs de composants électroniques
Distributeurs agricoles
Coopératives maraîchères
Instituts et centres de recherche
Banque, comptable
Organismes d'accompagnement</td><td>Production et assemblage des kits IoT
Maintenance préventive
Mise à jour des modèles IA
Collecte de données agricoles
Tests qualité</td><td>Irrigation automatique intelligente
Détection précoce des maladies foliaires par IA
Traitement phytosanitaire automatique
Réduction de la consommation d'eau et de pesticides
Contrôle à distance via application mobile
Solution locale adaptée aux serres</td><td>Formation des utilisateurs
Visites périodiques de suivi
Assistance technique et SAV
Suivi via application mobile
Notifications et alertes</td><td>B2C :
Serriculteurs
Agriculteurs individuels
Producteurs de tomates sous serre
B2B :
Coopératives agricoles
Exploitations agricoles modernes
Entreprises agricoles privées</td></tr>
<tr><td rowspan="2"></td><td>Ressources clés</td><td rowspan="2"></td><td>Canaux de distribution</td><td rowspan="2"></td></tr>
<tr><td>Ingénieurs IA et IoT
Développeur mobile/cloud
Spécialiste en agronomie
Arduino Mega, Raspberry Pi
Capteurs d'humidité, pH, EC, température
Caméra, pompe, électrovannes
YOLOv8, Flutter, Firebase</td><td>Vente directe aux agriculteurs
Réseaux sociaux
Site web
Salons agricoles
Partenariats avec coopératives
Démonstrations terrain</td></tr>
<tr><td colspan="2">Structure des coûts
Composants électroniques
Assemblage et fabrication des kits
Développement logiciel et IA
Maintenance et SAV
Marketing et communication
Frais cloud et hébergement
Tests terrain</td><td colspan="3">Sources de revenus
Vente de kits PlantGuard AI
Abonnement à l'application mobile et aux alertes
Maintenance et mise à jour des modèles IA
Formation et accompagnement des agriculteurs
Services de conseil pour les exploitations agricoles</td></tr>
</table>

TABLE 4.4 – Modèle économique BMC de PlantGuard AI.

4.8 Plan financier

4.8.1 Estimation du montant total de l'investissement

Équipement	Quantité	Prix estimé (DA)	Total (DA)
Arduino Mega 2560 Compatible	1	4 000	4 000
Raspberry Pi 5 (8 Go)	1	77 000	77 000
Caméra IMX219	1	5 500	5 500
Capteur DHT11	1	500	500
Capteur d'humidité du sol	1	800	800
Capteur pH	1	6 500	6 500
Capteur TDS (EC)	1	5 000	5 000
Débitmètre YF-S201	1	1 500	1 500
Module relais 4 canaux	1	1 200	1 200
Pompe à eau 12V 240L/h	1	4 500	4 500
Système de pulvérisation	1	5 000	5 000
Alimentation Raspberry Pi 5	1	4 600	4 600
Tuyaux et raccords	-	3 000	3 000
Structure de serre prototype	1	15 000	15 000
Coût total			**134 100**

TABLE 4.5 – Tableau des équipements et coût total du prototype de serre intelligente.

Le tableau recense l'ensemble des équipements nécessaires à la réalisation du prototype de serre intelligente PlantGuard AI, avec leur coût estimatif en Dinars Algériens. L'investissement total s'élève à 134 100 DA, principalement dominé par le coût du Raspberry Pi 5 77 000 DA, soit 57 % du total, qui constitue l'unité de traitement central du système d'intelligence artificielle embarquée. Les autres postes (capteurs, actionneurs, structure de serre) restent accessibles et contribuent à maintenir un coût global compétitif par rapport aux solutions importées équivalentes.

4.9 Estimation des ressources humaines

Nature des utilisateurs	Nombre	Compétences / Qualifications
Ingénieur en intelligence artificielle	1	Maîtrise du Machine Learning, Deep Learning, Python, TensorFlow/PyTorch et traitement d'images.
Ingénieur IoT et systèmes embarqués	1	Connaissance des cartes Arduino et Raspberry Pi, capteurs, protocoles de communication et systèmes embarqués.
Spécialiste en agronomie	1	Connaissance des cultures maraîchères (tomate, poivron), diagnostic phytosanitaire, conseil en irrigation et fertilisation adaptée aux conditions algériennes.
Développeur mobile et cloud	1	Développement d'applications mobiles, gestion de bases de données et services cloud (Firebase).
Technicien d'installation et de maintenance	1	Installation des équipements, maintenance préventive et corrective, notions en électronique.
Responsable commercial et relation client	1	Techniques de vente, communication, gestion de la relation client et marketing.
Comptable	1	Gestion financière, comptabilité, fiscalité et suivi administratif.
Total	**7**	

TABLE 4.6 – Estimation des ressources humaines.

L'équipe est composée de sept profils couvrant l'ensemble des compétences requises : développement IA, systèmes embarqués IoT, développement mobile et cloud, installation et maintenance terrain, agronomie et conseil cultural, relation client et gestion financière.

4.9.1 Estimation des achats de matières premières

Désignation	**Année 1**	**Année 2**	**Année 3**
MP1 — Composants électroniques (RPi5, Arduino, capteurs, vannes)			
Quantité (kits)	15	30	60
Prix unitaire (DA)	23 830	22 500	21 000
Coût d'achat MP1 (DA)	357 450	675 000	1 260 000
MP2 — Système d'irrigation (tuyaux PE, goutteurs, raccords)			
Quantité (lots)	15	30	60
Prix unitaire (DA)	9 000	8 500	8 000
Coût d'achat MP2 (DA)	135 000	255 000	480 000
MP3 — Consommables agricoles (semences, substrat, eau)			
Quantité (lots)	15	30	60
Prix unitaire (DA)	3 000	3 000	3 000
Coût d'achat MP3 (DA)	45 000	90 000	180 000
Montant total des achats de matières premières (DA)	**537 450**	**1 020 000**	**1 920 000**

TABLE 4.7 – Estimation des achats de matières premières.

4.9.2 Estimation des coûts de la main-d'œuvre

Intitulé du poste	**A1**	**A2**	**A3**	**Année 1 (DA)**	**Année 2 (DA)**	**Année 3 (DA)**
Co-fondatrice IA & Logiciel	1	1	1	540 000	540 000	540 000
Co-fondatrice Hardware & IoT	1	1	1	540 000	540 000	540 000
Technicien installation & maintenance	1	1	1	540 000	540 000	540 000
Agent installation terrain	1	1	1	540 000	540 000	540 000
Chargé marketing et relation client	–	1	1	–	540 000	540 000
Développeur mobile / cloud	–	–	1	–	–	540 000
Agent support et formation	–	–	1	–	–	540 000
Masse salariale annuelle totale (DA)				**2 160 000**	**2 700 000**	**3 780 000**

TABLE 4.8 – Estimation des coûts de la main-d'œuvre avec un salaire minimum de 45 000 DA/mois.

4.9.3 Estimation des coûts d'amortissement des investissements

Désignation	Durée (années)	Annuité (DA)
Machines et équipements de production		
Structure de serre plexiglas (CNC)	5	5 000
Pompe DC 12V + électrovannes EV1–EV4	3	2 433
Module relais 6 canaux + débitmètre YF-S201	3	667
Matériel informatique		
Raspberry Pi 5 (4 Go) + boîtier + chargeur USB-C	4	3 000
Matériel électronique		
Arduino Mega 2560 + câble USB-A	4	625
Capteurs DHT11 ×2, humidité du sol ×3, pH 4502C, TDS	3	2 133
Carte SD 64 Go + câbles Dupont + breadboard	2	900
Matériel audiovisuel		
Caméras IMX219 8MP ×2 + câbles FPC + supports	3	2 133
Éclairage LED d'appoint (vision nocturne)	3	267
Matériel de télécommunication		
Routeur Wi-Fi + câble Ethernet RJ45	3	1 300
Matériel de bureau		
Bureau, étagères, outillage (multimètre, fer à souder)	5	2 600
Total annuité d'amortissement (DA/an)		**21 058**

4.9.4 Estimation des coûts externes du projet

Désignation	Année 1 (DA)	Année 2 (DA)	Année 3 (DA)
Frais d'électricité / gaz / eau	25 000	50 000	90 000
Maintenance et réparation du matériel IoT	20 000	50 000	90 000
Assurance matériel et équipements	10 000	20 000	40 000
Marketing et communication	35 000	80 000	150 000
Déplacements commerciaux	25 000	60 000	100 000
Formation interne et démonstrations	15 000	30 000	50 000
Internet, cloud et abonnements logiciels	25 000	35 000	50 000
Frais juridiques et comptables	25 000	25 000	30 000
Total charges externes (DA)	**180 000**	**350 000**	**600 000**

TABLE 4.9 – Estimation des coûts externes du projet.

TABLE 4.10 – Estimation des coûts d'amortissement des investissements.

4.9.5 Estimation des coûts d'amortissement des investissements

Désignation	**Durée d'amortissement (années)**	**Annuité (DA/an)**
Machines et équipements de production		
Structure serre plexiglass (CNC)	5 ans	5 000
Pompe DC 12V + Électrovannes EV1–EV4	3 ans	2 433
Module relais 6 canaux + débitmètre YF-S201	3 ans	667
Matériel informatique		
Raspberry Pi 5 (4 Go) + boîtier + chargeur USB-C	4 ans	3 000
Arduino Mega 2560	4 ans	625
Capteurs DHT11 ×2, pH 4502C, TDS, humidité sol ×3	3 ans	2 133
Carte SD + câbles Dupont + breadboard	2 ans	900
Matériel audiovisuel		
Caméras IMX219 8 MP ×2 + câbles FPC + supports	3 ans	2 133
Éclairage LED appoint	3 ans	267
Matériel de télécommunication		
Routeur Wi-Fi + câble Ethernet RJ45	3 ans	1 300
Matériel de bureau		
Bureau, étagères, outillage (multimètre, fer à souder)	5 ans	2 600
Total annuité d'amortissement		**21 058 DA / an**

TABLE 4.11 – Tableau d'amortissement des investissements : PlantGuard AI.

l'investissement initial de 134 100 DA.

4.9.6 Estimation du volume des ventes annuelles

Désignation	**Année 1**	**Année 2**	**Année 3**
Produit 1 — Kit Serre Connectée PlantGuard AI			
Quantité vendue (kits)	15	30	60
Prix unitaire (DA)	180 000	170 000	160 000
Valeur des ventes (DA)	2 700 000	5 100 000	9 600 000
Produit 2 — Abonnement maintenance, alertes et mise à jour IA			
Quantité vendue (contrats)	10	25	50
Prix unitaire (DA)	30 000	30 000	30 000
Valeur des ventes (DA)	300 000	750 000	1 500 000
Produit 3 — Formation et conseil aux agriculteurs			
Quantité vendue (sessions)	15	25	50
Prix unitaire (DA)	8 000	8 000	8 000
Valeur des ventes (DA)	120 000	200 000	400 000
Chiffre d'affaires total (DA)	**3 120 000**	**6 050 000**	**11 500 000**

TABLE 4.12 – Estimation du volume des ventes annuelles.

Le tableau les prévisions de ventes sur trois ans, articulées autour de trois produits distincts. Le kit serre connectée constitue le produit phare, représentant plus de 85 % du chiffre d'affaires total. La progression des volumes (5, 10, puis 20 kits/an) est volontairement prudente et réaliste au regard du marché cible (serres agricoles de la région de Biskra et wilayas limitrophes). Les abonnements de maintenance et les sessions de formation représentent des sources de revenus récurrentes et complémentaires, contribuant à stabiliser les flux financiers de la startup.

4.9.7 Calcul du résultat annuel

Désignation	Année 1 (DA)	Année 2 (DA)	Année 3 (DA)
Chiffre d'affaires (ventes) . . .(1)	3 120 000	6 050 000	11 500 000
Achats consommés (matières premières) . . .(2)	537 450	1 020 000	1 920 000
Charges externes . . .(3)	180 000	350 000	600 000
Valeur ajoutée (1) − (2) − (3) = (4)	2 402 550	4 680 000	8 980 000
Salaires et charges sociales . . .(5)	2 160 000	2 700 000	3 780 000
Excédent brut d'exploitation (4) − (5) = (6)	242 550	1 980 000	5 200 000
Amortissements et provisions . . .(7)	21 058	21 058	21 058
Résultat d'exploitation (6) − (7) = (8)	221 492	1 958 942	5 178 942
Impôts sur les sociétés / IFU . . .(9)	0	0	0
Résultat net (8) − (9) = (10)	**221 492**	**1 958 942**	**5 178 942**

TABLE 4.13 – Calcul du résultat annuel prévisionnel.

4.9.8 Évolution du chiffre d'affaires

Période	Montant (DA)	Variation
Chiffre d'affaires Année 1	3 120 000	–
Chiffre d'affaires Année 2	6 050 000	+93,9%
Chiffre d'affaires Année 3	11 500 000	+90,1%

TABLE 4.14 – Évolution du chiffre d'affaires.

Le tableau présente l'estimation corrigée du chiffre d'affaires prévisionnel de PlantGuard AI sur trois ans. Cette projection repose sur une montée progressive des ventes, avec 15 kits en première année, 30 kits en deuxième année et 60 kits en troisième année. Le prix du kit diminue légèrement d'une année à l'autre afin de tenir compte des effets d'échelle et de la réduction des coûts d'achat. En complément, les abonnements de maintenance, les mises à jour IA et les sessions de formation permettent de générer des revenus récurrents. Cette stratégie renforce la rentabilité du projet tout en assurant une meilleure accessibilité de la solution pour les serristes et agriculteurs.

4.10 Conclusion

Notre projet s'avère économiquement faisable, rentable et scalable. Les analyses menées dans ce chapitre confirment la viabilité financière de la solution PlantGuard IA et sa capacité à scaler vers différentes échelles d'exploitation agricole, depuis la petite serre individuelle jusqu'aux grandes exploitations agro-industrielles. Nous sommes ainsi confiants dans notre aptitude à atteindre les objectifs fixés et à proposer une solution concrète et durable au service de l'agriculture algérienne.

Conclusion Générale

Dans le cadre de ce projet de fin d'études, nous avons entrepris la conception et le déploiement de PlantGuard AI, un système intelligent de serre connectée intégrant deux modules complémentaires : un système d'irrigation automatisée piloté par des capteurs environnementaux, et un module de détection précoce des maladies foliaires par vision artificielle. Ce travail s'inscrit dans une approche alliant l'Internet des Objets, l'intelligence artificielle embarquée et le développement mobile, dans le but de proposer une solution innovante, accessible et adaptée aux réalités agricoles algériennes.

Dans un premier temps, nous avons dressé un état de l'art couvrant le contexte agricole algérien, les problématiques phytosanitaires de la tomate, ainsi que les fondements des systèmes IoT appliqués aux serres intelligentes et des architectures d'apprentissage profond retenues pour la détection des maladies.

Dans un second temps, nous avons conçu et implémenté l'intégralité du système,depuis la fabrication physique de la serre jusqu'au déploiement des modules embarqués sur Arduino Mega et Raspberry Pi 5, en passant par l'infrastructure cloud Firebase et l'application mobile Flutter.

La troisième partie a porté sur la méthodologie d'entraînement des modèles EfficientNetB3 et YOLOv8n, dont les résultats obtenus ont confirmé la pertinence et la complémentarité pour la classification et la détection des maladies foliaires en conditions réelles.

Enfin, l'étude entrepreneuriale a permis de démontrer la viabilité économique du projet à travers un Business Model Canvas structuré et un plan de financement

En conclusion, ce projet a permis de concrétiser une première version fonctionnelle d'une serre intelligente connectée, capable d'assurer une gestion automatisée de l'irrigation et une détection précoce des maladies foliaires à partir de capteurs embarqués et de modèles d'IA optimisés. Malgré certaines limites liées aux contraintes expérimentales, les résultats obtenus sont prometteurs et ouvrent la voie à plusieurs perspectives d'amélioration, notamment :

- Extension à d'autres cultures maraîchères, afin d'élargir le champ d'application du système au-delà de la tomate.
- Intégration de l'énergie solaire, pour assurer une autonomie électrique complète en milieu rural.
- Amélioration des modèles de détection, par l'augmentation des bases de données d'entraînement et le remplacement de YOLOv8n par des architectures plus récentes telles que YOLOv10 ou YOLOv11, offrant une meilleure précision à complexité computationnelle équivalente sur Raspberry Pi.
- Déploiement d'un modèle de prédiction préventive des maladies, basé sur l'historique des données capteurs, permettant d'anticiper l'apparition d'une pathologie avant même qu'elle soit visible sur le feuillage.

— Intégration d'un système de traitement automatique par brumisation, pour pulvériser le traitement phytosanitaire de manière ciblée sur la zone détectée, et non sur l'ensemble de la serre.
— Intégration d'un système de fertigation automatisée, en couplant le dosage des nutriments (TDS/EC) à l'irrigation pour un apport précis en engrais selon les besoins réels de la plante.
— Ajout d'un capteur de luminosité (LDR ou TSL2561) pour adapter automatiquement l'éclairage artificiel selon les besoins photosynthétiques de la culture.
— Remplacement de ngrok par un serveur dédié, afin de garantir une disponibilité permanente et sécurisée sans dépendance à un service tiers aux limitations connues.
— Passage à une base de données locale (SQLite ou InfluxDB) pour assurer la continuité du fonctionnement en cas de perte de connexion internet.
— Développement d'un tableau de bord web avec gestion multi-agriculteurs, permettant à plusieurs utilisateurs de superviser leurs serres respectives avec des droits d'accès différenciés.
— Miniaturisation du prototype via une carte PCB dédiée, pour un dispositif compact, robuste et déployable à grande échelle.

Ces perspectives permettent d'envisager PlantGuard AI comme une solution pérenne, évolutive et à fort impact socio-économique pour la modernisation de l'agriculture algérienne, contribuant ainsi à renforcer la sécurité alimentaire nationale face aux défis climatiques et phytosanitaires croissants.

Bibliographie

[1] Food et A. O. of the United Nations, *Overcoming water scarcity with sustainable irrigation*, FAO Agricultural Development Economics Policy Brief, No. 32, Consulté le 5 juin 2026, 2020. adresse : https://www.fao.org/agrifood-economics/publications/detail/en/c/1333420/

[2] Food et A. O. of the United Nations, *Water Scarcity Management : Addressing water scarcity in agriculture and food systems*, FAO Policy Brief, CA3945EN/1/10.19, Consulté le 5 juin 2026, 2019. adresse : https://www.fao.org/agrifood-economics/publications/detail/en/c/1333420/

[3] Y. Boukri, H. Hamici, R. Mansour et al., « Analysis and experimental implementation of affordable smart irrigation system using IoT to reduce agricultural costs and minimize water usage, » *Applied Water Science*, t. 16, nº 36, 2026, Consulté le 5 juin 2026. doi : 10.1007/s13201-025-02727-4 adresse : https://doi.org/10.1007/s13201-025-02727-4

[4] Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), *The Hidden Health Crisis : How Plant Diseases Threaten Global Food Security*, https://www.fao.org/one-health/highlights/how-plant-diseases-threaten-global-food-security, Consulté le 5 juin 2026, 2023.

[5] Algérie Eco, *Agriculture : les chiffres de la production en 2022*, https://algerie-eco.com/2023/11/23/agriculture-les-chiffres-de-la-production-en-2022/, Consulté le 5 juin 2026, 2023.

[6] Syngenta France, *Alternariose de la tomate et pourriture des fruits*, https://www.syngenta.fr/traitements/alternariose-de-la-tomate-et-pourriture-des-fruits, Consulté le 5 juin 2026, 2023.

[7] BASF Agro France, *Maladies des tomates : symptômes et traitements*, https://www.agro.basf.fr/fr/cultures/cultures_legumieres/maladies_des_cultures_legumieres/maladies_tomate.html, 2023.

[8] Agrichem Algérie, *Le mildiou de la pomme de terre et de la tomate*, Consulté le 5 juin 2026, 2024. adresse : https://agrichem.dz/detailfleu/43/mildiou-de-la-pomme-de-terre-et-de-la-tomate/

[9] INRAE – Ephytia, *Index maladies et ravageurs de la tomate*, https://ephytia.inrae.fr/fr/C/4941/Tomate-Index-maladies-et-ravageurs-de-la-tomate, Consulté le 5 juin 2026, 2023.

[10] D. Gorijavolu, K. Sharma et N. Rao, « Smart irrigation system and early plant disease detection using IoT and novel non-linear growing self-organizing map based artificial neural network, » *Scientific Reports*, Consulté le 5 juin 2026. doi : 10.1038/s41598-025-33323-w adresse : https://doi.org/10.1038/s41598-025-33323-w

[11] M. Narimani, A. Hajiahmad, A. Moghimi, R. Alimardani, S. Rafiee et A. H. Mirzabe, « Developing an aeroponic smart experimental greenhouse for controlling irrigation and plant disease detection using deep learning and IoT, » *arXiv preprint arXiv :2509.12274*, 2021, Consulté le 5 juin 2026. doi : 10.13031/aim.202101252 adresse : https://arxiv.org/abs/2509.12274

[12] Université algérienne - Filière Aménagement et développement des territoires ruraux, *Cours de Master M1 : Agriculture algérienne*, Consulté le 22 mai 2026, 2025.

[13] Benefert, *Perspectives agricoles mondiales 2025-2026 : Pressions sur les prix, risques climatiques et rôle de la résilience des exploitations agricoles*, Article en ligne, Benefert News, Consulté le 5 juin 2026, 2026. adresse : https://benefert.com/fr/global-agriculture-outlook-2025-2026-price-pressure-climate-risk-and-the-role-of-farm-resilience/

[14] INRAE, *L'agriculture va-t-elle manquer d'eau ?* extrait du Salon International de l'Agriculture, Consulté le 5 juin 2026, 2022. adresse : https://www.inrae.fr/sites/default/files/pdf/TAP_RESSOURCES%232_EAU_BAT2.pdf

[15] T. Miftahushudur, H. M. Sahin, B. Grieve et H. Yin, « A Survey of Methods for Addressing Imbalance Data Problems in Agriculture Applications, » *Remote Sensing*, Consulté le 5 Mai 2026.

[16] Food and Agriculture Organization of the United Nations, *Plant Production and Protection*, https://www.fao.org/plant-production-protection/en, Consulté le 2 Mai 2026, Rome, Italy, 2026.

[17] Office National des Statistiques, « Les Comptes Nationaux Trimestriels - 1er trimestre 2025 : Situation économique nationale, » 2025.

[18] D. F. Bouael, « La situation de l'agriculture en Algérie, » Mémoire de Master, Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem, 2024.

[19] Bayer CropScience Algérie. « Tomate : culture et variétés en Algérie. » Consulté le 22 mai 2026, visité le 22 mai 2026. adresse : https://www.cropscience.bayer.dz/fr-dz/cultures/tomate.html#accordion-333649-2

[20] Office National des Statistiques (ONS), « Rapports sur la production agricole en Algérie : Campagne 2020/2021 et Rapport n°1063 (juillet 2025), » ONS, Algérie, Alger, rapp. tech. 1063, juill. 2025, Consulté le 22 mai 2026. Inclut les données de la campagne agricole 2020/2021 (publiées en avril 2023) et le rapport n°1063 de juillet 2025. visité le 22 mai 2026. adresse : http://www.ons.dz

[21] Maghreb Émergent. « Production massive de tomates en Algérie : pourquoi l'exportation reste-t-elle un défi ? » Consulté le 22 mai 2026, visité le 22 mai 2026. adresse : https://www.maghrebemergent.com/production-massive-de-tomates-en-algerie-pourquoi-lexportation-reste-t-elle-un-defi/

[22] AZUD, *Culture de la tomate - AZUD*, https://azud.com/fr/culture/tomate-industrielle/, Consulté le 28 mai 2026, 2024.

[23] F. Chaibdour, « Étude bioécologique du bioagresseur Tuta absoluta (Meyrick, 1917) sur trois variétés de la tomate dans la région d'Emir Abdelkader-Jijel, » Consulté le 16 mai 2026, Mémoire de Master Académique en biologie, option Phytopharmacie et gestion des agrosystèmes, Université Med-Seddik Benyahia, Jijel, Jijel, Algérie, 2017.

[24] M. Camara et al., « Étude de la productivité et de la sensibilité de diverses variétés de tomate (Lycopersicon esculentum Mill) à la virose du jaunissement et de l'enroulement en cuillère des feuilles au Sénégal, » *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, t. 7, n° 6, p. 2504-2512, 2013. doi : 10.4314/ijbcs.v7i6.25 adresse : http://ajol.info/index.php/ijbcs

[25] Bakker, *Maladies foliaires des plantes*, https://fr-fr.bakker.com/collections/maladie-foliaire, Consulté le 02 juin 2026, 2026.

[26] EOS Data Analytics, *Maladies des plantes : causes, symptômes et solutions*, https://eos.com/fr/blog/maladies-des-plantes/, Consulté le 19 mai 2026, 2026.

[27] Jardiner Autrement, *Tomate – Alternariose*, https://www.jardiner-autrement.fr/fiches-techniques/tomate-alternariose/, Consulté le 29 mai 2026, 2026.

[28] Terra Potager, *Mildiou des tomates : prévention et solutions*, https://terra-potager.com/comment-eviter-le-mildiou-sur-mes-tomates/, Consulté le 29 mai 2026, 2022.

[29] IRIIS Phytoprotection, MAPAQ, *Tomate – Tache septorienne (Septoria lycopersici)*, https://beta.iriisphytoprotection.qc.ca/fr/maladies-parasitaires/champignons/septoria-lycopersici/tomate-tache-septoriennne, Consulté le 29 mai 2026, 2026.

[30] ZeriMar Laboratoire, *Araignée rouge sur tomate : description, symptômes et traitements*, https://zerimarlaboratoire.com/predire-maladies-plantes-item/araÃśa-roja-en-tomate, Consulté le 29 mai 2026, 2023.

[31] INRAE Ephytia, *Tomate – Corynesporiose (Corynespora cassiicola)*, https://ephytia.inrae.fr/fr/C/11075/Tomate-Corynesporiose-Corynespora-cassiicola, Consulté le 02 juin 2026, 2017.

[32] Farmonaut, *La lutte contre le virus TYLCV chez la tomate : méthodes biologiques et conventionnelles pour protéger vos cultures*, https://farmonaut.com/precision-farming/la-lutte-contre-le-virus-tylcv-chez-la-tomate-methodes-biologiques-et-conventionnelles-pour-proteger-vos-cultures, Consulté le 02 juin 2026, 2024.

[33] Clinique des Plantes, *La mosaïque de la tomate*, http://cliniquedesplantes.fr/fiches/la-mosaique-de-la-tomate, Consulté le 02 juin 2026, 2026.

[34] L. Saraoui et R. Abdallah Elhirtsi, « Classification of Plant Disease Using Deep Learning, » Consulté le 29 avril 2026, Mémoire de Master, Université Saad Dahleb de Blida, Blida, Algérie, 2024.

[35] Amine, *Agriculture de précision : guide complet pour augmenter vos rendements*, https://www.itsad-stagiaire.com/agriculture-de-precision-boostez/, Consulté le 28 mai 2026, 2026.

[36] A. non spécifié(s), *Irrigation et Drainage : Cours L3 Sol et Eau*. 2026, Polycopié de cours, Licence 3 Sol et Eau. adresse : Irrigation_et_drainage_Cours_L3_Sol_et_Eau.pdf

[37] A. Aichouche, « Étude et réalisation d'un système d'irrigation à base d'Arduino, » Présenté le 14 juin 2023, Projet de Fin de Cycle (PFC), Licence 3 Electronique, Université Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi, Bordj Bou Arreridj, 2023. adresse : Etude_et_realisation_systeme_irrigation_Arduino.pdf

[38] ISAGRI. « Irrigation agricole : comment choisir la bonne technique ? » Consulté le 10 juin 2026. adresse : https://www.isagri.fr/ressources/articles/comparaison-des-differentes-techniques-dirrigation-agricole

[39] É. Tremblay, *Irrigation intelligente : technologie, outils et coûts*, https://irrigationmontroyal.com/irrigation-intelligente/, Consulté le 28 mai 2026, 2026.

[40] B. Melissa et B. Amel, « Gestion d'un système d'irrigation avec une carte électronique intelligente, » Consulté le 28 avril 2026, Mémoire de Master, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, Tizi-Ouzou, Algérie, juin 2024.

[41] Cellenza, *Introduction à l'IoT : comment fonctionne l'Internet des objets ?* https://blog.cellenza.com/data/introduction-a-liot-comment-fonctionne-linternet-des-objets/, Consulté le 02 juin 2026, 2026.

[42] Commission de l'éthique en science et en technologie, *L'Internet des objets, la vie privée et la surveillance : balises éthiques et recommandations*, https://www.ethique.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/s32lokni_cest-internet-des-objets-surveillance_vf.pdf, Avis adopté le 17 avril 2020. Consulté le 02 juin 2026, 2020.

[43] Geopard Tech, *Comment utiliser l'IoT en agriculture : cas d'utilisation et opportunités*, https://geopard.tech/fr/blog/linternet-des-objets-en-agriculture-cas-dutilisation-et-opportunites/, Consulté le 02 juin 2026, 2026.

[44] SMAG, *Smart Farming et IoT : quand l'agriculture devient intelligente*, https://smag.tech/blog/smart-farming-iot/, Consulté le 02 juin 2026, 2025.

[45] M. Zouai et O. Badji, « Automatisation et gestion à distance d'un système agricole intelligent, » Soutenu publiquement le 19 juin 2022 devant le jury composé de M. Djehiri Riad (Président), M. Soufi Youcef (Rapporteur), et M. Ounnas Djamel (Examinateur), Mémoire de Master, spécialité Automatique et systèmes, Université Larbi Tébessa, Faculté des Sciences et Technologies, Département de Génie Électrique, Tébessa, Algérie, 2022.

[46] Wikipédia, *Serriculture*, https://fr.wikipedia.org/wiki/Serriculture, Consulté le 28 mai 2026, 2026.

[47] M. R. Ben Ammar et Y. Attachi, « Simulation numérique d'une serre agricole chauffée en bas, » Consulté le 2 mai 2026, Mémoire de Master en Maintenance Industrielle, Université de Ghardaïa, Ghardaïa, Algérie, 2021.

[48] M. I. Khellouf et M. A. Teraa, « Étude et réalisation d'un système d'irrigation intelligent, » Jury : MEHIMDET Boujemâa (Président), BOUHENNACHE Rafik (Examinateur), KAGHOUCHE Basem (Promoteur), NOUICER Ilyes (Co-Encadreur), Projet de Fin d'Étude (Master), Centre Universitaire BOUSSOUF Abdelhafid - Mila, Institut des Sciences et Technologie, Département Génie Mécanique et Electromécanique, 2021. visité le 29 mai 2026.

[49] Geopard Tech, *Applications de l'intelligence artificielle pour l'agriculture de précision*, https://geopard.tech/fr/blog/applications-de-lintelligence-artificielle-pour-lagriculture-de-precision/, Consulté le 28 mai 2026, 2024.

[50] Chaire AgroTIC, *Deep Learning et agriculture de précision*, https://www.agrotic.org/wp-content/uploads/2018/12/2018_ChaireAgroTIC_DeepLearning_VD2.pdf, Consulté le 28 mai 2026, 2018.

[51] A. Elgendy, *La vision par ordinateur dans l'agriculture : transformer la détection des fruits et l'agriculture de précision*, https://www.ultralytics.com/fr/blog/computer-vision-in-agriculture-transforming-fruit-detection-and-precision-farming, Consulté le 28 mai 2026, 2024.

[52] T. E. Ouali et A. D. Benkechida, « Présentation d'un Système Intelligent d'Irrigation et de Fertilisation : Optimisation Agricole par l'Intelligence Artificielle, » Consulté le 29 avril 2026, Mémoire de Master, Université Mohamed El Bachir El Ibrahimi, Bordj Bou Arreridj, Bordj Bou Arreridj, Algérie, 2024.

[53] S. Brown, « Machine Learning, Explained, » *MIT Sloan Ideas Made to Matter*, avr. 2021, Consulté le 10 avril 2026.

[54] J. Kufel et al., « What is Machine Learning, Artificial Neural Networks and Deep Learning ?—Examples of Practical Applications in Medicine, » *Diagnostics*, t. 13, n° 15, p. 2582, 2023, Consulté le 10 avril 2026.

[55] Liora. « Apprentissage automatique avancé : Transfer Learning et Reinforcement Learning. » Articles publiés en février 2026. Consulté le 03 juin 2026. adresse : https://liora.io/transfer-learning%20;%20https://liora.io/reinforcement-learning

[56] DigiSchool. « Biais, limites et enjeux de l'apprentissage automatique. » Consulté le 02 juin 2026. adresse : https://www.digischool.fr/cours/biais-limites-et-enjeux-de-l-apprentissage-automatique-sn42

[57] K. Ouzdadi et A. Benhadji, « Tomato Plant Disease Detection and Classification Using Leaf Images Based Deep Learning, » Consulté le 29 avril 2026, Mémoire de Master, Université Yahia Fares de Médéa, Médéa, Algérie, 2023.

[58] Scribd, *EfficientNet-B3*, https://fr.scribd.com/document/638261928/EfficientNet-B3, Consulté le 29 mai 2026, 2024.

[59] B. L. Menai, « Recognizing the Artistic Style of Fine Art Paintings with Deep Learning for an Augmented Reality Application, » Soutenu publiquement le 7 décembre 2023. Consulté le 2 mai 2026, Doctorat en Informatique, option Image et Vie Artificielle, Université Mohamed Khider de Biskra, Biskra, Algérie, 2023.

[60] S. Afrin et al., « Leukemia Cancer Classification from Abnormal Cell Images Using a Deep Learning Approach : A Comprehensive Study, » in *2023 26th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT)*, Consulté le 2 mai 2026, Cox's Bazar, Bangladesh : IEEE, 2023, p. 979-985. doi : 10.1109/ICCIT60459.2023.10441515

[61] O. Kaabache et T. A. Ainouz, « Extraction des îlots par Deep Learning, » Mémoire de Master, Spécialité : Électronique des Systèmes Embarqués, Université Saad Dahlab de Blida, Faculté de Technologie, Département d'Électronique, 2020.

[62] VisionPlatform.ai, *YOLOv8 : détection d'objets de pointe en vision par ordinateur*, https://visionplatform.ai/fr/yolov8-detection-dobjets-de-pointe-en-vision-par-ordinateur-computer-vision/, Consulté le 29 mai 2026, 2024.

[63] MMYOLO Documentation. « YOLOv8 Description - Algorithm Principles and Implementation. » Consulté le 22 mai 2026, visité le 22 mai 2026. adresse : https://mmyolo.readthedocs.io/en/stable/recommended_topics/algorithm_descriptions/yolov8_description.html

[64] T. T. Mac, T. D. Nguyen, H. K. Dang et al., « Intelligent agricultural robotic detection system for greenhouse tomato leaf diseases using soft computing techniques and deep learning, » *Scientific Reports*, t. 14, n° 23887, 2024, Consulté le 29 mai 2026. doi : 10.1038/s41598-024-75285-5

[65] M. Kavaliauskas et T. Sledevic, « Identification of Tomato Leaf Disease using YOLOv8 Detection Models on GPU and Raspberry Pi, » in *2024 IEEE Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream)*, Consulté le 29 mai 2026, 2024, p. 1-3. doi : 10.1109/eStream61684.2024.10542533

[66] X. Wang et J. Liu, « An efficient deep learning model for tomato disease detection, » *Plant Methods*, t. 20, n° 1, p. 61, 9 mai 2024. doi : 10.1186/s13007-024-01188-1 visité le 29 mai 2026.

[67] V. Gonzalez-Huitron, J. A. León-Borges, A. Rodriguez-Mata, L. E. Amabilis-Sosa, B. Ramírez-Pereda et H. Rodriguez, « Disease detection in tomato leaves via CNN with lightweight architectures implemented in Raspberry Pi 4, » *Computers and Electronics in Agriculture*, t. 181, p. 105 951, 2021, issn : 0168-1699. doi : https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105951 visité le 29 mai 2026. adresse : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169920331562

[68] ElProCus. « DHT11 Sensor Definition, Working and Applications. » Consulté le 2 juin 2026. adresse : https://www.elprocus.com/a-brief-on-dht11-sensor/

[69] « Soil Moisture Sensor Module. » en, Components101, visité le 13 avr. 2026. adresse : https://components101.com/modules/soil-moisture-sensor-module

[70] A. Megloul, « Automatisation Intégrée et Conception Biophilique des Systèmes Hydroponiques Multiples, » Mémoire de Master, Université Abdelhamid Ibn Badis de Mostaganem, 2024.

[71] B. Athmane et M. M. E. Amine, « Conception et réalisation d'un système d'irrigation intelligente, » Faculté des Sciences de la Nature et de la Vie, Département d'Agronomie, Mémoire de Master Professionnalisant, Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem, Algérie, 2023.

[72] K. Draif. « Comment utiliser YF-S201 capteur de débit d'eau avec Arduino. » Consulté le 3 mai 2026, Moussasoft. adresse : https://www.moussasoft.com/comment-utiliser-yf-s201-capteur-de-debit-deau-avec-arduino/

[73] T. Université Abou Bekr Belkaid, *Cours de phytotechnie : Sol et Eau*. Faculté des Sciences Agronomiques, 2026, Consulté le 22 mai 2026.

[74] G. Turcotte et al., « Tom'Pousse - Semaine 17 : Extra-bras, pH haut, Irrigation, Température et Lumière, » *Réseau d'avertissements phytosanitaires - Cultures en serres*, n° 6, p. 1-5, avr. 2003, Consulté le 22 mai 2026.

[75] N. Isip, *PH4502C-Sensor : Comprehensive and easy-to-use Arduino library for PH4502C pH level and temperature sensor*, https://github.com/nthnn/PH4502C-Sensor, Consulté le 22 mai 2026, 2023.

[76] R. P. Foundation, *Raspberry Pi Camera Module v2 – 8MP Sony IMX219*, https://www.farnell.com/datasheets/2056179.pdf, Consulté le 15 mai 2026, 2016.

[77] R. P. Foundation, *Raspberry Pi 5*, Consulté le 10 avril 2026, 2023.

[78] M. U. Butt, « Deep Learning for Plant Disease Detection Using Image Analysis, » Consulté le 22 mai 2026, Master's Thesis, University of Eastern Finland, Finland, nov. 2025.

[79] B. F. Zohra et M. Achouak, « Detection of plant diseases using deep learning based on image recognition, » Supervised by Habib Zahmani Mohamed. Consulté le 8 mai 2026, Master Thesis, Université Abdelhamid Ibn Badis - Mostaganem, Faculté des Sciences Exactes et de l'Informatique, Mostaganem, Algérie, 2023.

[80] D. Bouadi et T. Imarazene, « Classification d'images agricoles avec le Deep Learning, » Encadré par Mme Rachida Aoudjit. Année universitaire 2018–2019. Consulté le 08 mai 2026, Mémoire de Master en Informatique, Option : RMSE, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, Faculté de Génie Électrique et Informatique, Département d'Informatique, Tizi Ouzou, Algérie, 2019.

[81] Codecademy Team. « Training Set vs Validation Set vs Test Set. » Consulté le 22 mai 2026. adresse : https://www.codecademy.com/article/training-validation-test-set

[82] H. Massioun, « Détection et classification automatique des maladies des plantes à partir des images de feuilles, » Option : Système d'information avancée. Soutenu le 04 juillet 2024. Consulté le 06 mai 2026, Mémoire de Master Recherche en Informatique, Université A. Mira de Béjaïa, Béjaïa, Algérie, juill. 2024.

[83] R. Bensiali, A. Chougui, I. Kebbabi et C. E. Meriouche, « Conception et mise en œuvre d'un système semi-hydroponique vertical, » Mémoire de Master, Spécialité Électromécanique, Centre Universitaire Abdelhafid Boussouf – Mila, Institut des Sciences et de Technologie, 2025.

[84] B. Bensafi, « Deep Learning et l'Aide au Diagnostic Médical (Application à la Classification d'image médicale), » fr, 2023, Consulté le 05 mai 2026.

[85] H. Talbi et N. Khaldi, « Étude comparative des méthodes de Deep Learning pour la classification et la segmentation de la rétinopathie diabétique, » Encadré par Mme Bougherira Hamida. Année universitaire 2021–2022. Consulté le 07 mai 2026, Mémoire de Master en Électronique, Spécialité : Électronique des Systèmes Embarqués, Université Saad Dahlab de Blida, Faculté de Technologie, Département d'Électronique, Blida, Algérie, 2022.

[86] K. Benallal et M. Bouattou, « Conception et implémentation d'un système de détection et classification des maladies foliaires, » Encadré par Dr M. Bouhedda et Mr H. Benyezza. Année universitaire 2020–2021. Consulté le 06 mai 2026, Mémoire de Master en Électronique, Spécialité : Électronique des Systèmes Embarqués, Université Dr. Yahia Fares de Médéa, Faculté de Technologie, Département du Génie Électrique, Médéa, Algérie, 2021.

[87] IONOS Digital Guide. « Python Pandas : la bibliothèque pour l'analyse de données. » Consulté le 12 mai 2026, visité le 22 mai 2026. adresse : https://www.ionos.fr/digitalguide/sites-internet/developpement-web/python-pandas/

[88] Bureau des Talents. « Firebase : définition et usages. » Consulté le 22 mai 2026, visité le 22 mai 2026. adresse : https://www.bureaudestalents.com/glossaire-tech/firebase