



كلية العلوم
والتقنيات - مراكش

FACULTÉ DES SCIENCES
ET TECHNIQUES - MARRAKECH

UNIVERSITE CADI AYYAD
FACULTÉ DES SCIENCES ET TECHNIQUES
MARRAKECH

Master IAII

Détection précoce de maladies sur feuilles par traitement d'images

Réaliser par :
OUADOUD HAMZA
LAKOUIRA Imane

Encadré par :
Madame Laila AMIR.

Année Universitaire : 2024/2025

Remerciements

Nous souhaitons adresser nos plus sincères remerciements à **Madame Laila AMIR**, enseignante du module de Traitement d'images et vision par ordinateur, pour la qualité remarquable de son enseignement. Grâce à sa pédagogie claire, rigoureuse et passionnée, nous avons pu acquérir des connaissances solides et approfondies dans ce domaine complexe et passionnant. Les compétences théoriques et pratiques développées tout au long de ce cours ont constitué un socle fondamental pour la conception, le développement et la mise en œuvre de notre projet.

Résumé

La détection précoce des maladies affectant les feuilles constitue un enjeu crucial dans le domaine de l'agriculture intelligente, notamment pour prévenir les pertes de rendement et garantir une intervention rapide. Ce projet propose une solution basée sur les techniques avancées de traitement d'image et de vision par ordinateur pour diagnostiquer l'état de santé des feuilles à partir d'images.

L'approche adoptée repose sur une chaîne complète de prétraitement et d'extraction de caractéristiques. Elle commence par l'amélioration du contraste à l'aide de l'algorithme **CLAHE**, suivie de **filtres de réduction de bruit** pour obtenir des images plus nettes. Des opérations morphologiques et des **changements d'espace de couleur** sont ensuite appliqués pour faciliter la segmentation des zones pertinentes.

Les descripteurs **HOG** (Histogram of Oriented Gradients) sont ensuite extraits pour capturer les informations discriminantes des textures, suivis d'une réduction de dimension par **PCA** complétée par une standardisation des données, afin d'assurer de meilleures performances lors de la classification. Le modèle d'apprentissage automatique **SVM**, avec un paramétrage optimisé par validation croisée, est ensuite utilisé pour prédire l'état des feuilles (saines ou malades).

L'approche a été testée sur le dataset **Phytopathology 2020 - FGVC7**, contenant des images variées de feuilles de pommier. L'évaluation des performances du système repose sur plusieurs métriques complémentaires : la précision, le rappel, le F-score et l'analyse de la courbe ROC.

Table des matières

Remerciements	I
Résumé	II
1 Introduction Générale	1
1.1 Contexte et enjeux de la santé végétale moderne	1
1.2 Importance de la détection précoce des maladies foliaires	1
2 Problématique et Objectifs du Projet	2
2.1 Limites du dépistage manuel	2
2.2 Apport de la vision par ordinateur pour la détection des maladies foliaires	2
2.3 Objectifs du projet	3
3 Réalisation	4
3.1 Le Dataset utilisé :	4
3.2 Techniques de traitement d'images appliquées à la détection précoce des maladies foliaires	4
3.2.1 Préparation et équilibrage du jeu de données	4
3.2.2 Extraction et analyse des caractéristiques colorimétriques	5
3.2.3 Amélioration du contraste et détection des contours pour l'analyse des feuilles	5
3.2.4 Approche Multicaractéristique pour la Détection Précise des Maladies Foliaires du Pommier : Apport Combiné des Indices de Forme, Couleur et Texture	5
3.3 Construction du Modèle Prédicatif	6
3.3.1 Extraction de descripteurs HOG	6
3.3.2 Normalisation et réduction de dimension des données	6
3.3.3 Entraînement, évaluation et sauvegarde du modèle SVM	6
3.4 Résultats de la Mise en Œuvre	7
3.4.1 Résultats des Techniques de traitement d'images pour la détection précoce des maladies foliaires	7
3.4.2 Étude comparative des trois approches	12
3.4.3 Résultats du modèle SVM pour la classification de l'état sanitaire des feuilles	12
3.4.4 Évaluation des performances du modèle	12
3.5 Outils et technologies utilisées	13
3.6 Conception des applications et illustrations par captures d'écran :	16
3.7 Présentation des Interfaces Utilisateur	16

3.7.1	Présentation des Interfaces de l'Application Web PlantHealth :	17
3.7.2	Présentation des Interfaces de l'Application Mobile :	22
3.7.3	Interface d'Accueil :	22
3.7.4	Interface de Guide :	23
3.7.5	Interface de Sélection d'Image :	24
Conclusion	27

Table des figures

3.1	Dataset des feuilles de pommiers	4
3.2	Résultats de l'extraction des caractéristiques spectrales HSV des pixels verts	7
3.3	Résultats de l'extraction des caractéristiques spectrales HSV des pixels non verts	8
3.4	Résultats de l'amélioration du contraste par CLAHE	9
3.5	Résultats de l'approche basée sur la couleur	10
3.6	Résultats de l'approche basée sur la détection des zones non vertes	11
3.7	Résultats de l'approche basée sur la texture et la forme	11
3.8	Prédictions du modèle SVM sur des feuilles saines et malades	12
3.9	VS code logo	13
3.10	Flask logo	13
3.11	React Native logo	14
3.12	React Native logo	14
3.13	Python logo	14
3.14	HTML logo	15
3.15	CSS logo	15
3.16	JavaScript logo	15
3.17	Jupyter Notebook logo	16
3.18	React Native logo	16
3.19	Interface d'Accueil	17
3.20	Interface d'Analyse d'Image	18
3.21	Interface d'Analyse d'Image - selection image	19
3.22	Interface resulata d'analyse	19
3.23	Interface resulata d'analyse	20
3.24	Interface de Prédiction	20
3.25	Résultats de prediction d'une feuille saine	21
3.26	Résultat de prediction d'une feuille maladie	22
3.27	Interface de Guide	23
3.28	Interface de Guide	24
3.29	Interface d'Historique	25
3.30	Interface d'Historique	26

Chapitre 1

Introduction Générale

1.1 Contexte et enjeux de la santé végétale moderne

La santé des plantes représente un pilier fondamental de la sécurité alimentaire mondiale, puisqu'elles fournissent environ **80% des calories consommées quotidiennement** et **98% de l'oxygène produit sur Terre**. Cependant, les plantes sont confrontées à une montée alarmante des menaces biotiques, telles que les agents pathogènes fongiques, bactériens et virus. Selon l'Organisation des Nations unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO), chaque année, **jusqu'à 40% de la production agricole mondiale est perdue** en raison des maladies et des ravageurs, engendrant des pertes économiques dépassant 220 milliards de dollars US.

Ces chiffres soulignent l'urgence de mettre en place des solutions innovantes et automatisées permettant **la détection précoce des maladies végétales**, afin de **limiter les pertes, garantir une intervention rapide et assurer la durabilité des systèmes agricoles**. C'est dans cette optique que s'inscrit notre projet de **détection intelligente des maladies foliaires par traitement d'images et vision par ordinateur**.

1.2 Importance de la détection précoce des maladies foliaires

Dans l'univers agricole, les exploitations fruitières et maraîchères sont vulnérables aux infections foliaires qui nuisent à la croissance, la qualité des récoltes et parfois représenter un danger pour la sécurité alimentaire des consommateurs en cas d'ingestion de denrées infectées.

Face à cette problématique, l'identification des premiers signes pathologiques devient essentielle afin de circonscrire les dommages, minimiser l'impact financier et préserver l'intégrité de la chaîne alimentaire. Notre projet se concentre spécifiquement sur la détection rapide et la prédiction de l'état de santé des feuilles de pommier, qui sont vulnérables à plusieurs pathologies telles que la tavelure, la rouille ou la pourriture noire. Cette approche permet de limiter les traitements chimiques, réduire les coûts et préserver l'environnement.

Chapitre 2

Problématique et Objectifs du Projet

2.1 Limites du dépistage manuel

Traditionnellement, la détection des maladies dans les vergers commerciaux repose principalement sur un dépistage manuel effectué par des consultants agricoles et des prestataires de services. Cependant, cette méthode présente plusieurs limites majeures :

- **Manque d'experts qualifiés** : Le nombre de dépisteurs expérimentés disponibles est très faible.
- **Échantillonnage limité** : Dans les grands vergers, il est impossible d'examiner chaque arbre, ce qui peut conduire à manquer des foyers d'infection.
- **Variabilité des symptômes** : Les symptômes visuels d'une même maladie peuvent varier considérablement selon la variété de plante, les conditions environnementales, et le stade de développement physiologique.

Ces contraintes rendent nécessaire l'exploration de solutions automatisées, notamment à travers les approches basées sur la vision par ordinateur et l'apprentissage automatique, capables d'améliorer l'efficacité du diagnostic tout en réduisant les coûts.

2.2 Apport de la vision par ordinateur pour la détection des maladies foliaires

Au cours de la dernière décennie, la convergence entre l'imagerie numérique et l'intelligence artificielle a transformé radicalement l'approche diagnostique des pathologies végétales. Grâce aux smartphones et aux algorithmes avancés de segmentation et classification, la détection automatisée des maladies foliaires atteint aujourd'hui des taux de précision supérieurs à 90 %, positionnant ces méthodes comme piliers essentiels d'une agriculture moderne, préventive et économiquement optimisée.

2.3 Objectifs du projet

L'objectif principal de ce travail est de développer une application intelligente capable de détecter précocement les maladies foliaires à partir d'une simple image fournie par l'utilisateur. Pour atteindre cet objectif, deux approches complémentaires ont été mises en œuvre : le traitement d'image classique et l'apprentissage automatique supervisé. Dans un premier temps, nous avons mis en œuvre des techniques de prétraitement visant à renforcer la lisibilité des images, notamment à travers l'amélioration du contraste et l'uniformisation de la luminosité. Cette étape visait à accentuer les détails visuels révélateurs de symptômes. Ensuite, des algorithmes de segmentation ont été utilisés pour extraire avec précision les zones suspectes sur les feuilles. En parallèle, nous avons conçu un modèle de classification performant, s'appuyant sur l'identification et la valorisation des attributs visuels les plus significatifs, dans le but d'évaluer automatiquement l'état sanitaire des feuilles. Ce système vise à réduire les erreurs de diagnostic humain, à faciliter la prise de décision, et à contribuer à une agriculture plus durable et mieux informée.

Chapitre 3

Réalisation

3.1 Le Dataset utilisé :

Dans ce projet, nous avons utilisé le dataset Phytopathology 2020 - FGVC7, disponible sur Kaggle dans le cadre du challenge « Plant Pathology » organisé par la conférence CVPR 2020. Ce jeu de données contient 3 651 images haute résolution de feuilles de pommier saines et malades ,notamment atteintes de tavelure de rouille ou présentant divers symptômes pathologiques., capturées dans un verger expérimental non traité à Cornell AgriTech (Genève, NY, USA). Sa diversité en termes d'angles, d'éclairage et de textures le rend idéal pour développer des modèles robustes. Une partie des images est annotée par des experts. Pour notre projet, nous avons utilisé les feuilles saines et malades pour la phase de traitement d'image, et nous avons divisé le dataset en ensembles d'entraînement, de validation et de test pour l'évaluation du modèle.

Nous avons obtenu ce dataset à partir de Kaggle via le lien suivant : [Plant Pathology 2020 - FGVC7](#).



FIG. 3.1 : Dataset des feuilles de pommiers

3.2 Techniques de traitement d'images appliquées à la détection précoce des maladies foliaires

3.2.1 Préparation et équilibrage du jeu de données

Afin de garantir une base solide pour le processus de détection précoce des maladies des feuilles et l'entraînement du modèle SVM chargé de la prédiction de l'état de santé des feuilles, une

étape cruciale de préparation du jeu de données a été réalisée. Cette étape a débuté par le tri des images selon leur étiquette (saines ou malades), leur copie dans des dossiers dédiés, ainsi que la structuration des répertoires d'entraînement et de test. Dans ce cadre, l'équilibrage du jeu de données s'est avéré essentiel pour prévenir les biais de classification liés à une surreprésentation des feuilles malades. En effet, le jeu de données initial présentait un déséquilibre significatif entre les classes « saines » et « malades ». Pour y remédier, des techniques d'augmentation ont été appliquées aux images saines (rotations, symétries), afin d'équilibrer la distribution des classes et garantir un entraînement plus juste et efficace.

3.2.2 Extraction et analyse des caractéristiques colorimétriques

Afin de mieux discriminer les feuilles saines des feuilles malades dès les premières manifestations pathologiques, une analyse spectrale des images a été réalisée dans l'espace colorimétrique HSV. Les pixels caractéristiques des feuilles saines ont été extraits pour établir un profil de référence de la santé foliaire. En parallèle, les pixels correspondant aux zones malades ont été isolés, mettant en évidence la présence de tâches jaune-rougâtres et brunâtres, signes précoce d'altérations pathologiques. Cette distinction colorimétrique permet d'identifier des indicateurs visuels précoce de maladie, facilitant ainsi la détection automatisée à partir des changements chromatiques des tissus foliaires.

3.2.3 Amélioration du contraste et détection des contours pour l'analyse des feuilles

Dans cette étape cruciale de notre projet, nous appliquons un prétraitement d'image visant à améliorer la qualité visuelle et la détection des caractéristiques importantes des feuilles. Après conversion des images en niveaux de gris, un filtre médian est utilisé pour réduire le bruit tout en préservant les détails essentiels. Ensuite, l'algorithme CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) permet d'optimiser localement le contraste par petites zones de l'image, rendant les textures et anomalies plus visibles, ce qui facilite l'analyse des éventuelles zones affectées. Pour extraire précisément les formes et contours des feuilles, un flou gaussien est appliqué afin de lisser l'image avant de lancer la détection de contours par l'algorithme Canny.

3.2.4 Approche Multicaractéristique pour la Détection Précise des Maladies Foliaires du Pommier : Apport Combiné des Indices de Forme, Couleur et Texture

Dans le contexte de notre étude, nous avons exploré plusieurs méthodes de segmentation pour isoler les zones potentiellement pathologiques sur les feuilles.

- 0. Identification des zones anormales par segmentation basée sur la couleur :**
La première méthode s'appuie sur l'analyse de la couleur : En ciblant principalement les zones saines qui apparaissent en vert. En partant de cette base, les zones non vertes sont considérées comme suspectes, pouvant correspondre à des parties malades ou décolorées. Cette approche simple mais efficace utilise la couleur comme critère principal pour différencier les zones saines des zones affectées.

0. **Identification des zones malades à partir d'une segmentation fondée sur la texture et la forme des taches foliaires** : Ensuite, une approche complémentaire exploitant la texture et la forme a été étudiée. Pour cela, après un flou gaussien appliqué sur l'image pour réduire le bruit, un soustracteur d'arrière-plan MOG2 isole les taches suspectes. Des opérations morphologiques affinent la segmentation en mettant en évidence les structures intéressantes. Cette méthode ne se contente pas de la couleur mais prend aussi en compte les variations texturales et morphologiques, ce qui améliore la détection des zones pathologiques.

0. **Identification des régions non chlorophylliennes basée sur la segmentation HSV des zones non vertes** : Cette méthode commence par un passage en niveaux de gris, suivi d'une conversion en espace HSV, plus adapté à la distinction des teintes végétales. Des seuils sont appliqués pour isoler les zones vertes, considérées comme saines, puis un masque inversé permet de faire ressortir les régions non vertes, potentiellement malades. Ces zones sont ensuite segmentées selon leur taille et position, afin de localiser précisément les anomalies foliaires présentes sur la feuille.

3.3 Construction du Modèle Prédictif

Le modèle de classification et de prédiction de l'état de santé des feuilles a été élaboré à travers un processus structuré comprenant les étapes suivantes :

3.3.1 Extraction de descripteurs HOG

Nous avons extrait des descripteurs HOG à partir d'images redimensionnées. Ces caractéristiques permettent de capturer les formes et textures des feuilles, facilitant l'identification des anomalies visuelles. Les vecteurs obtenus servent ensuite à alimenter un modèle de classification pour prédire l'état de santé des feuilles.

3.3.2 Normalisation et réduction de dimension des données

Tout d'abord, les descripteurs extraits sont standardisés afin de centrer et réduire les caractéristiques, ce qui permet d'assurer une meilleure performance des modèles d'apprentissage. Ensuite, une réduction de dimension est réalisée via l'Analyse en Composantes Principales (PCA) en conservant 90 % de la variance, permet de simplifier les données tout en gardant l'essentiel de l'information, réduisant ainsi le bruit et facilitant une classification plus précise de l'état des feuilles.

3.3.3 Entraînement, évaluation et sauvegarde du modèle SVM

Un modèle de classification basé sur un SVM est entraîné, avec une optimisation des hyperparamètres via GridSearchCV et une évaluation assurée par validation croisée, fournissant des métriques clés telles que la précision, le rappel et l'AUC-ROC, démontrant son efficacité à distinguer les feuilles saines des feuilles malades.

Après entraînement final, le modèle avec les étapes de standardisation et PCA, a été sauvegardé pour être utilisé sur des images de test afin de prédire l'état sanitaire des feuilles et détecter précocement les maladies.

3.4 Résultats de la Mise en Œuvre

3.4.1 Résultats des Techniques de traitement d'images pour la détection précoce des maladies foliaires

Extraction quantitative des caractéristiques spectrales HSV des pixels verts :

Nous avons extrait les composantes HSV des pixels verts des images de feuilles saines, afin de caractériser les zones végétales. Ces informations serviront à différencier feuilles saines et malades pour la détection précoce des maladies.

Voici les résultats obtenus à l'issue de cette étape de traitement.

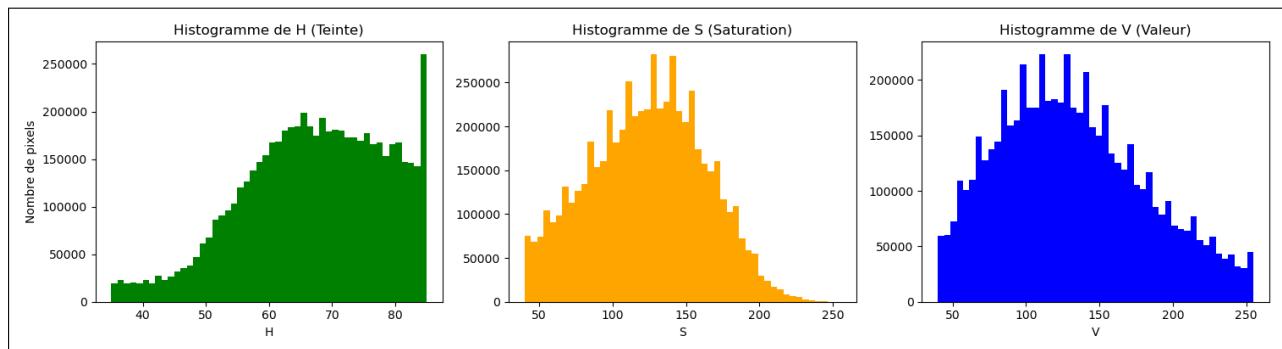


FIG. 3.2 : Résultats de l'extraction des caractéristiques spectrales HSV des pixels verts

D'après l'analyse des histogrammes dans l'espace de couleur HSV, la plage définie par les composantes **vert_min = (30, 50, 50)** et **vert_max = (90, 225, 255)** permet de cibler avec précision la gamme des teintes vertes présentes dans l'image. Cette plage correspond aux couleurs caractéristiques des feuilles saines, et constitue ainsi une référence utile pour comparer les zones potentiellement atteintes par une maladie.

Extraction quantitative des caractéristiques spectrales HSV des pixels non verts :

Nous avons extrait les composantes HSV des pixels non verts des feuilles malades pour mieux caractériser les zones affectées par les symptômes des maladies foliaires, facilitant ainsi la détection précoce de ces maladies.

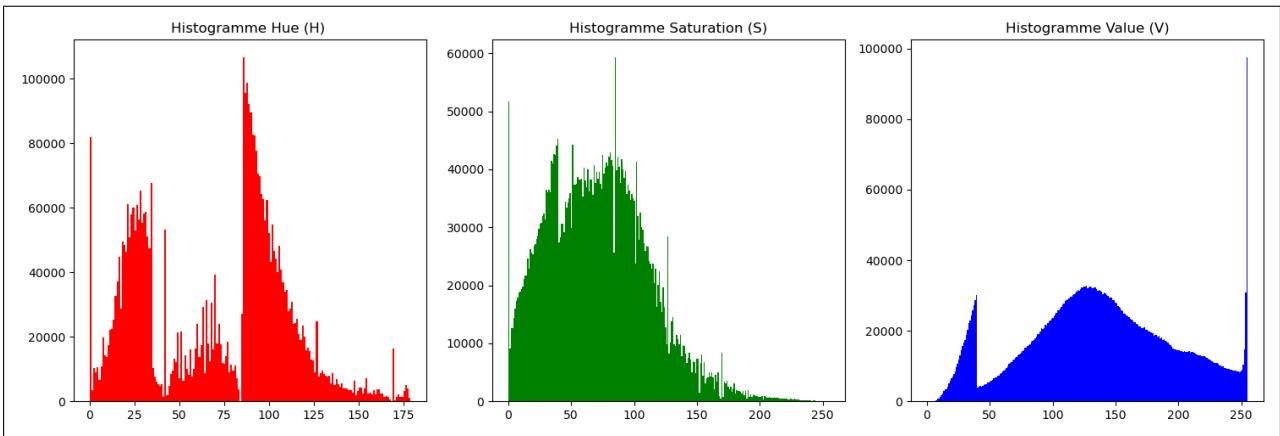


FIG. 3.3 : Résultats de l'extraction des caractéristiques spectrales HSV des pixels non verts

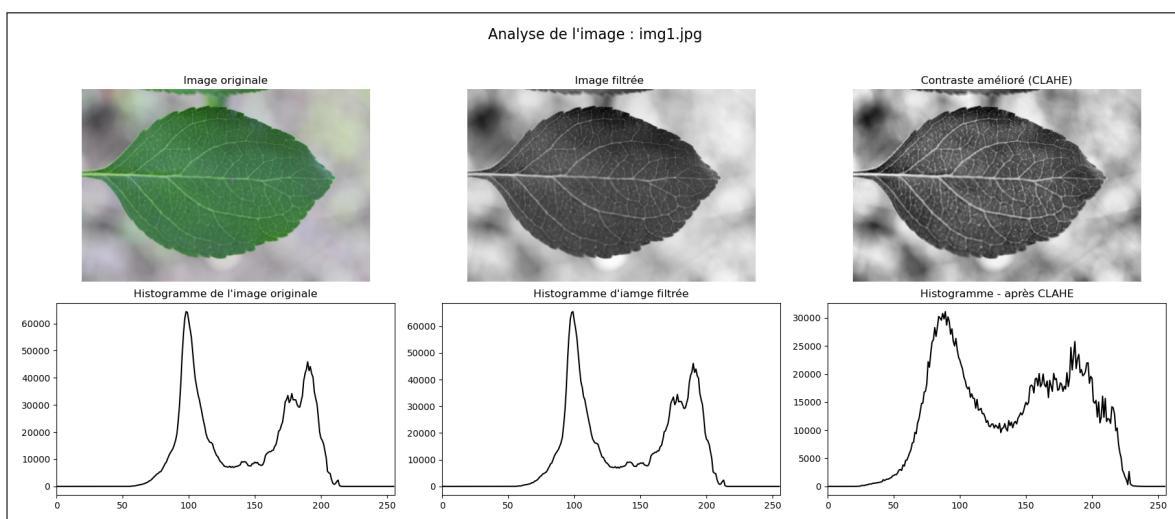
L'analyse des histogrammes HSV met en évidence certaines tendances caractéristiques des zones infectées. Ces dernières présentent généralement :

- Des teintes variant entre rougeâtres-brunes ($H : 0\text{--}30$) et jaune-verdâtres ($H : 90\text{--}130$) suggérant une altération de la couleur naturelle des feuilles.
- Une saturation moyenne ($S : 30\text{--}120$).
- Une valeur (luminosité) variable : elle peut être faible ($V : 30\text{--}50$) dans les zones très affectées, ou moyenne à élevée ($V : 100\text{--}180$) dans des parties moins touchées ou en transition.

Ces observations confirment que les maladies foliaires induisent des modifications visibles et mesurables dans l'espace de couleur HSV, justifiant son utilisation pour l'analyse et la détection.

Amélioration du Contraste par CLAHE :

La méthode CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) est utilisée pour améliorer localement le contraste des images de feuilles afin de renforcer les détails importants, ainsi l'analyse visuelle des symptômes foliaires.



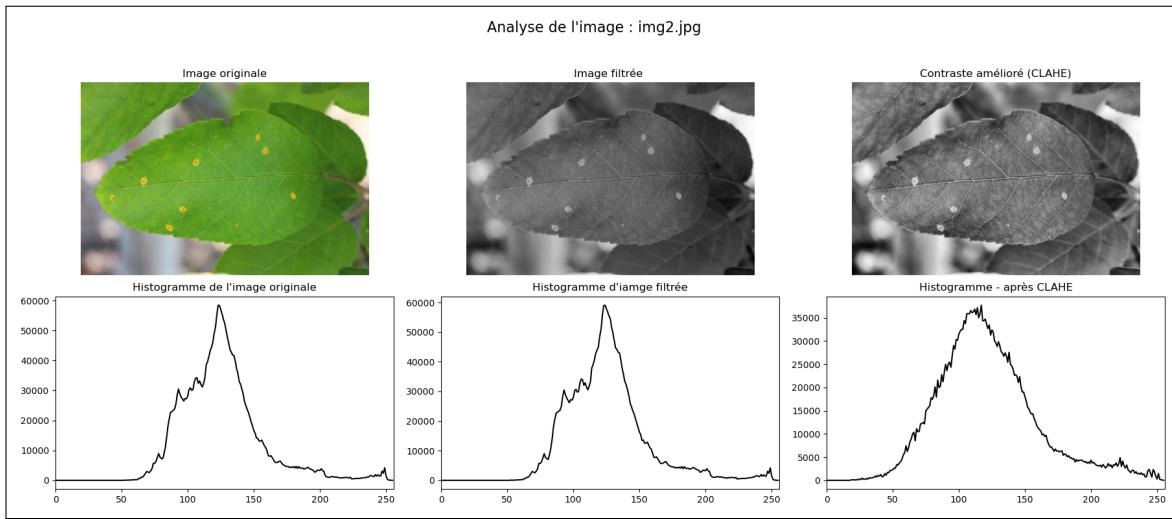
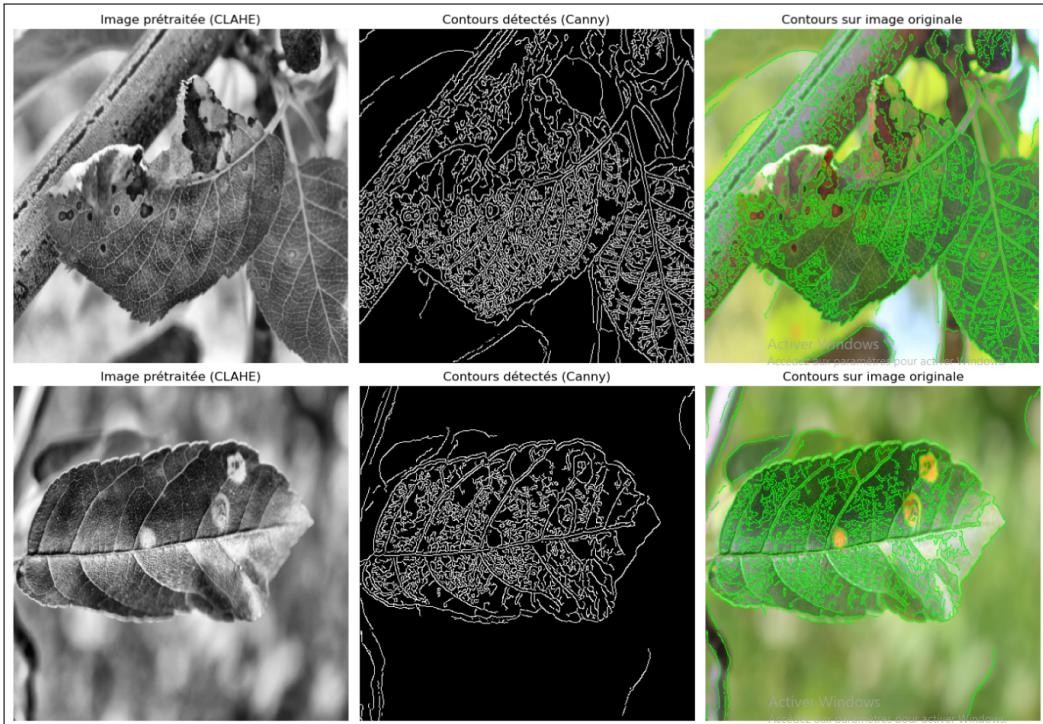


FIG. 3.4 : Résultats de l'amélioration du contraste par CLAHE

Les résultats montrent qu'après l'application de la méthode CLAHE :

- Une amélioration notable du contraste a été observée. Les histogrammes résultants montrent une répartition plus étalée des niveaux de gris sur l'ensemble de l'intervalle [0, 255].
- Une meilleure visibilité des détails, notamment dans les zones sombres ou surexposées.
- Un meilleur équilibre des intensités, ce qui facilitera les étapes suivantes d'analyse ou de détection de maladies foliaires.

Détection de contours par Canny :



Les résultats issus de l'algorithme de Canny permettent d'identifier les bords des taches, déformations ou zones anormales sur les feuilles.

Approche basée sur la Couleur :

On part du principe que les feuilles saines sont vertes. Par conséquent, toute zone d'une feuille qui n'est pas verte peut être considérée comme potentiellement malade. En effet, les feuilles malades changent souvent de couleur, prenant des teintes brunes, jaunes, noires, etc. Cette méthode offre une approche simple et rapide pour localiser des anomalies visuelles basées sur la couleur.

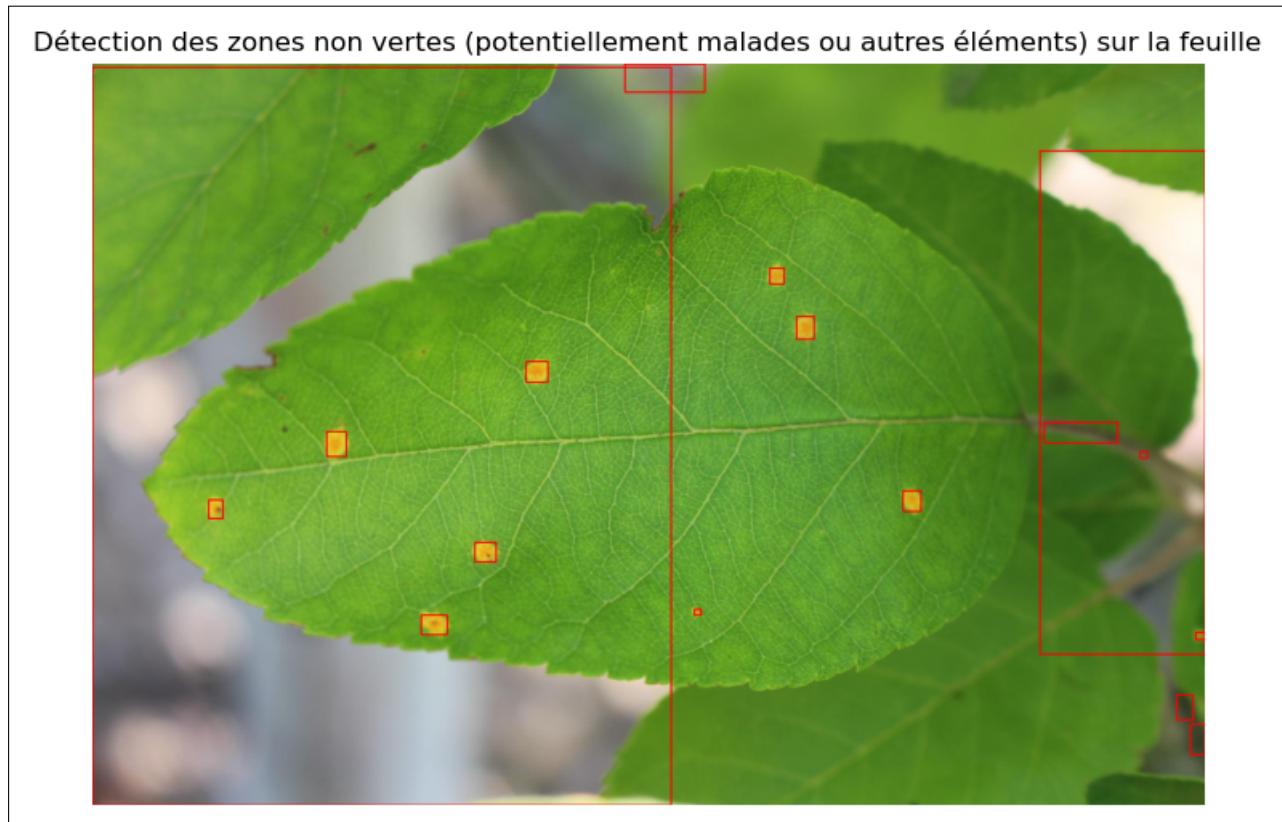


FIG. 3.5 : Résultats de l'approche basée sur la couleur

Approche par détection des zones non vertes (ou des zones anormales hors vert) :

L'approche basée sur la détection des zones non vertes consiste à identifier toutes les régions d'une feuille qui ne se situent pas dans la plage du vert sain. Elle permet ainsi de localiser non seulement les zones clairement décolorées (comme les taches jaunes ou brunes), mais aussi celles qui présentent des altérations plus subtiles, parfois invisibles à l'œil nu en raison d'une intensité uniforme. Cette méthode est également capable de détecter des éléments parasites dans l'image, tels que des objets extérieurs (main, branche, etc.), en les distinguant des zones végétales. Elle offre ainsi une détection plus robuste et plus complète que les approches basées uniquement sur la couleur ou la texture.

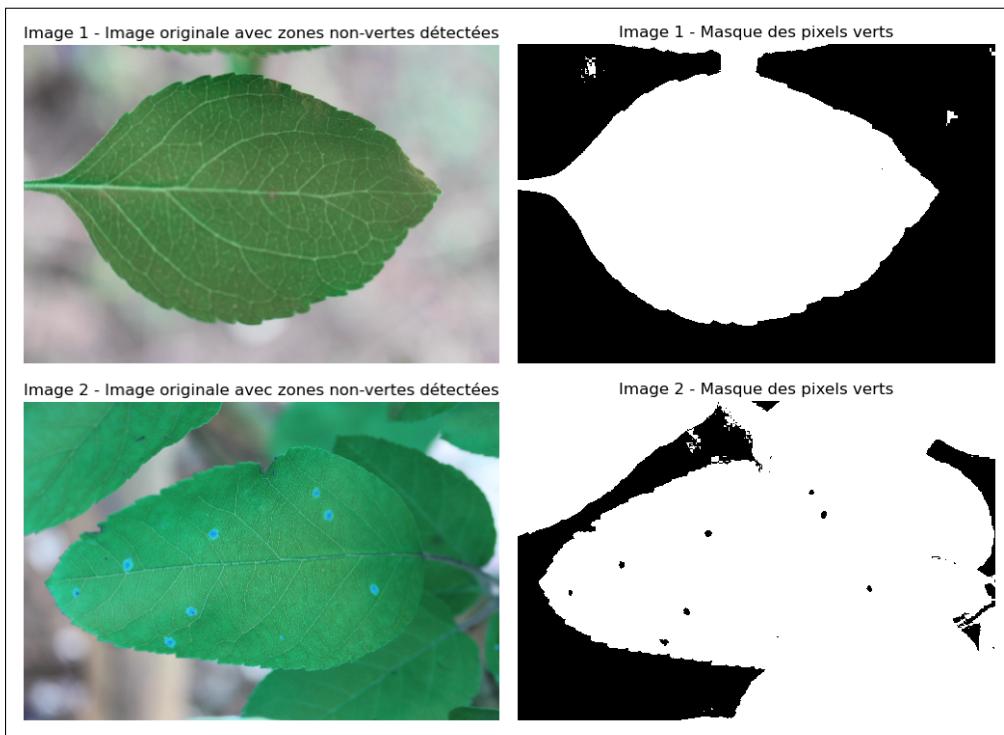


FIG. 3.6 : Résultats de l'approche basée sur la détection des zones non vertes

Approche basée sur la Texture et la Forme :

La détection repose principalement sur la texture et la forme des zones malades, qui sont les critères essentiels. En effet certaines maladies ne changent pas beaucoup la couleur, mais créent des taches irrégulières avec une texture différente. Cette méthode est utile quand les changements de forme sont plus visibles que les changements de couleur.

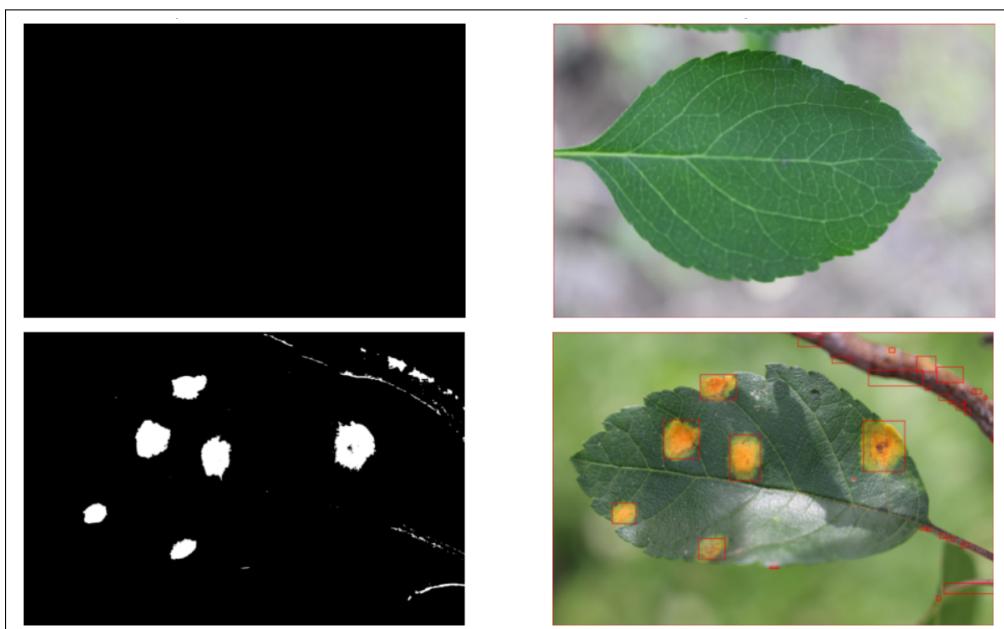


FIG. 3.7 : Résultats de l'approche basée sur la texture et la forme

3.4.2 Étude comparative des trois approches

Avec l'approche basée uniquement sur la couleur, on risque de manquer les zones dont la teinte est très proche du vert sain : elle est simple mais insuffisante face aux variations subtiles.

En revanche, l'approche par texture ou forme permet de mieux repérer ces anomalies grâce à l'irrégularité des motifs, même si la couleur reste semblable au vert.

Enfin, l'approche basée sur la détection des zones non vertes se révèle plus complète : elle isole toutes les régions qui sortent de la plage du vert sain, y compris les zones légèrement décolorées ou à intensité constante, difficilement visibles autrement. Elle permet ainsi de détecter aussi bien des taches jaunes que des zones subtilement altérées ou même des objets parasites (comme une main ou une branche).

3.4.3 Résultats du modèle SVM pour la classification de l'état sanitaire des feuilles

Nous présentons ci-dessous les prédictions du modèle SVM appliqué à un échantillon de feuilles de test, illustrant sa capacité à identifier l'état sanitaire de manière visuelle et concrète.



FIG. 3.8 : Prédictions du modèle SVM sur des feuilles saines et malades

3.4.4 Évaluation des performances du modèle

Les performances du modèle SVM ont été évaluées à l'aide des métriques suivantes :

Métrique	Valeur	Interprétation
Recall (Sensibilité)	0.8123	Le modèle détecte bien la majorité des feuilles malades.
Précision	0.6801	Environ 68 % des feuilles détectées comme malades le sont réellement.
AUC-ROC	0.7241	Bonne capacité globale à distinguer entre feuilles saines et malades.

3.5 Outils et technologies utilisées



FIG. 3.9 : VS code logo

Visual Studio Code : est un éditeur de code source gratuit développé par Microsoft. Il est multiplateforme (Windows, Linux, macOS) et offre des fonctionnalités avancées comme la coloration syntaxique, l'autocomplétion, le débogage, le contrôle de version Git intégré, ainsi qu'un vaste écosystème d'extensions. Il est particulièrement apprécié pour sa légèreté et sa personnalisation.



FIG. 3.10 : Flask logo

Flask : est un micro-framework web écrit en Python, conçu pour développer des applications web légères et rapides. Il fournit les éléments de base comme le routage, les templates, et la gestion des requêtes, tout en laissant une grande liberté au développeur. Sa simplicité et son extensibilité en font un outil populaire pour créer des API ou des sites web.

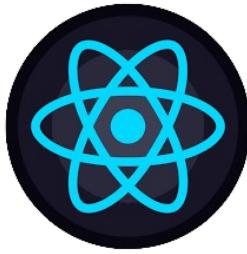


FIG. 3.11 : React Native logo

React Native : est un framework open-source développé par Meta qui permet de créer des applications mobiles natives en utilisant JavaScript et la bibliothèque React. Il permet de partager le même code entre Android et iOS, tout en offrant une expérience utilisateur proche de celle des applications natives grâce à l'utilisation de composants natifs.



FIG. 3.12 : React Native logo

Expo : est un outil et une plateforme open-source permettant de développer facilement des applications mobiles avec React Native. Il offre un environnement prêt à l'emploi, sans avoir besoin de configurer Android Studio ou Xcode. Il permet aussi de tester rapidement les applications sur un appareil mobile grâce à l'application Expo Go.



FIG. 3.13 : Python logo

Python : est un langage de programmation interprété, simple et lisible, très utilisé pour l'automatisation, le développement web, l'intelligence artificielle, la science des données, et bien plus encore. Sa syntaxe claire en fait un langage apprécié par les débutants comme les professionnels.



FIG. 3.14 : HTML logo

HTML : (HyperText Markup Language) est le langage de base utilisé pour structurer le contenu d'une page web. Il permet d'organiser des éléments comme les titres, paragraphes, images, liens, tableaux, etc.



FIG. 3.15 : CSS logo

CSS : (Cascading Style Sheets) est un langage utilisé pour styliser les pages web. Il permet de définir les couleurs, polices, espacements, positions, animations, et l'apparence générale des éléments HTML.



FIG. 3.16 : JavaScript logo

JavaScript : est un langage de programmation utilisé principalement pour rendre les pages web interactives. Il permet de gérer les événements, manipuler le contenu HTML/CSS dynamiquement, et créer des applications web complexes côté client.



FIG. 3.17 : Jupyter Notebook logo

Jupyter Notebook : est un environnement interactif open-source qui permet d'écrire du code, de visualiser des résultats, et de documenter des analyses dans un même fichier. Il est largement utilisé en science des données, en apprentissage automatique et en éducation avec Python.



FIG. 3.18 : React Native logo

SQLite : est une base de données relationnelle légère, intégrée directement dans les applications, sans besoin de serveur. Elle est simple à utiliser et idéale pour les petits projets, les applications mobiles, ou les tests.

3.6 Conception des applications et illustrations par captures d'écran :

3.7 Présentation des Interfaces Utilisateur

Dans le cadre de ce projet de détection des maladies foliaires à l'aide du traitement d'image et de l'apprentissage automatique, une attention particulière a été accordée à la conception des interfaces utilisateur, aussi bien pour l'application Web que pour l'application mobile.

Ces interfaces jouent un rôle crucial en facilitant l'interaction entre l'utilisateur final et le système d'analyse automatisée. L'objectif principal est d'assurer une prise en main intuitive, rapide et efficace pour permettre à tout utilisateur — même non expert — de soumettre des images de feuilles, d'obtenir un diagnostic de leur état sanitaire, et de recevoir des recommandations adaptées en cas de maladie détectée.

Deux plateformes complémentaires ont été développées :

- Une application **Web**, accessible depuis un navigateur, destinée principalement aux professionnels ou utilisateurs en environnement de bureau.

- Une application **mobile**, pensée pour une utilisation sur le terrain, permettant une prise de photo directe, un envoi immédiat pour analyse et une réception rapide des résultats.

L'ergonomie, la clarté visuelle, la rapidité de traitement et la pertinence des résultats ont été les principaux critères guidant la conception de ces interfaces. Les sections suivantes présentent en détail les différentes vues disponibles dans chacune de ces deux plateformes, illustrées par des captures d'écran et accompagnées d'une description fonctionnelle.

3.7.1 Présentation des Interfaces de l'Application Web PlantHealth :

Interface d'Accueil :

L'interface d'accueil constitue le point d'entrée principal de l'application PlantHealth. Elle permet à l'utilisateur de découvrir l'ensemble des fonctionnalités disponibles, notamment la détection des zones non végétales, l'identification des zones malades et la prédition de l'état de santé des plantes. Cette page offre une navigation intuitive vers les sections principales "Analyse d'image" et "Prédiction". Un guide d'utilisation détaillé en trois étapes simples accompagne l'utilisateur dans sa démarche, lui permettant de comprendre rapidement le processus d'analyse.

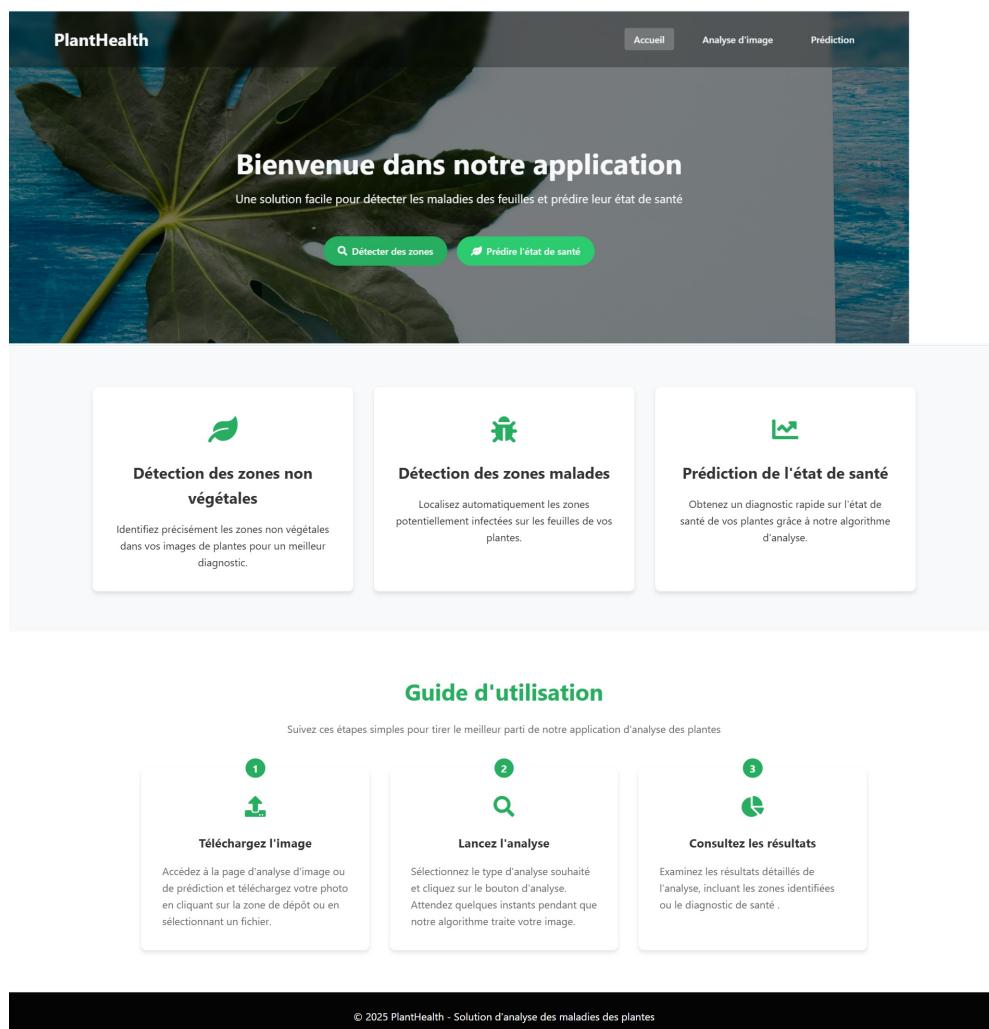


FIG. 3.19 : Interface d'Accueil

Interface d'Analyse d'Image :

L'interface d'analyse d'image représente le cœur fonctionnel de l'application. Elle permet à l'utilisateur de télécharger facilement une image de plante. Ensuite en cliquant sur le bouton "Analyser", déclenchant automatiquement le traitement de l'image par l'algorithme de détection en affichant les zones non végétales .Parallèlement, l'utilisateur peut visualiser les zones malades.

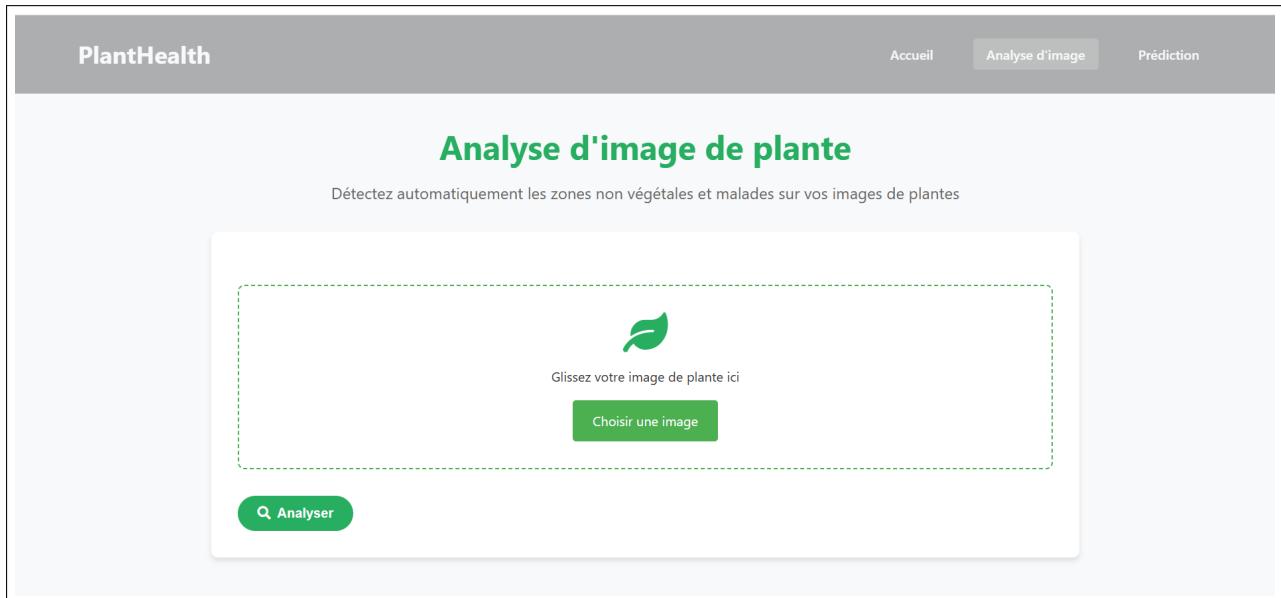


FIG. 3.20 : Interface d'Analyse d'Image

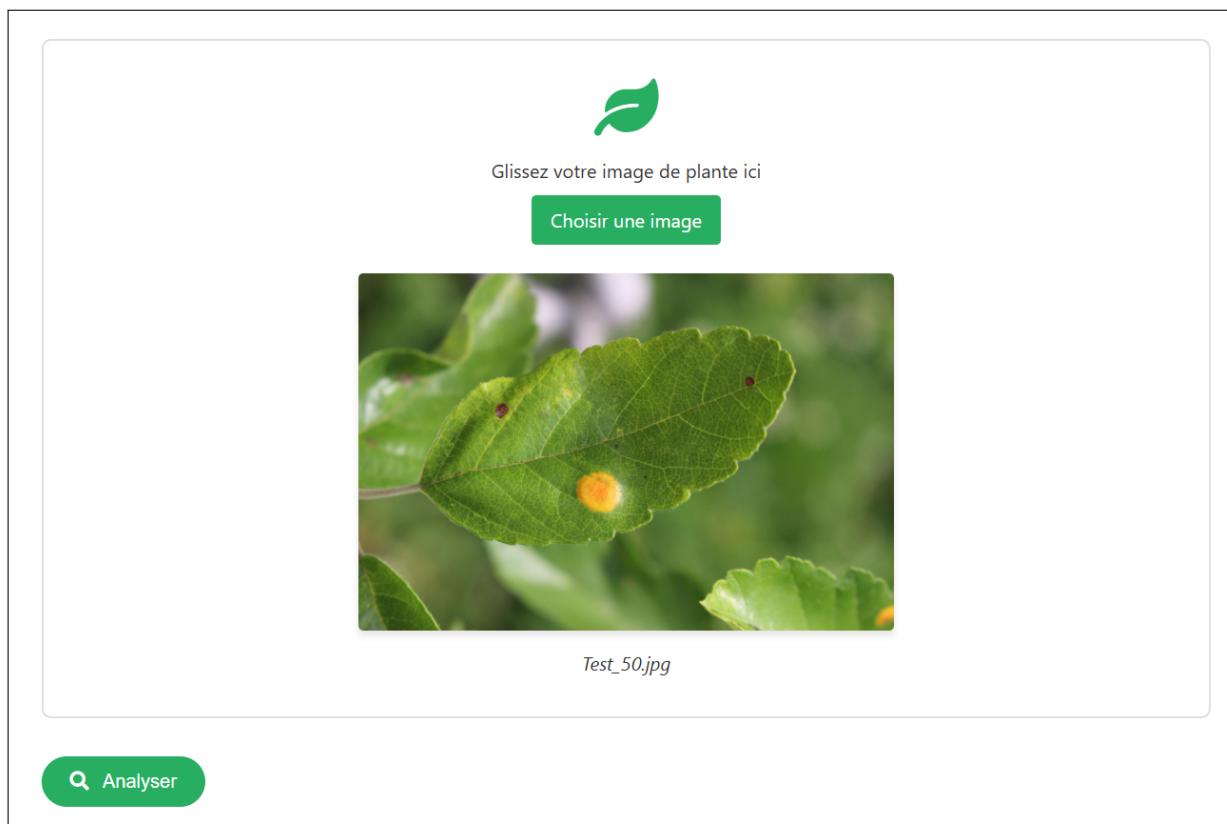


FIG. 3.21 : Interface d'Analyse d'Image - selection image

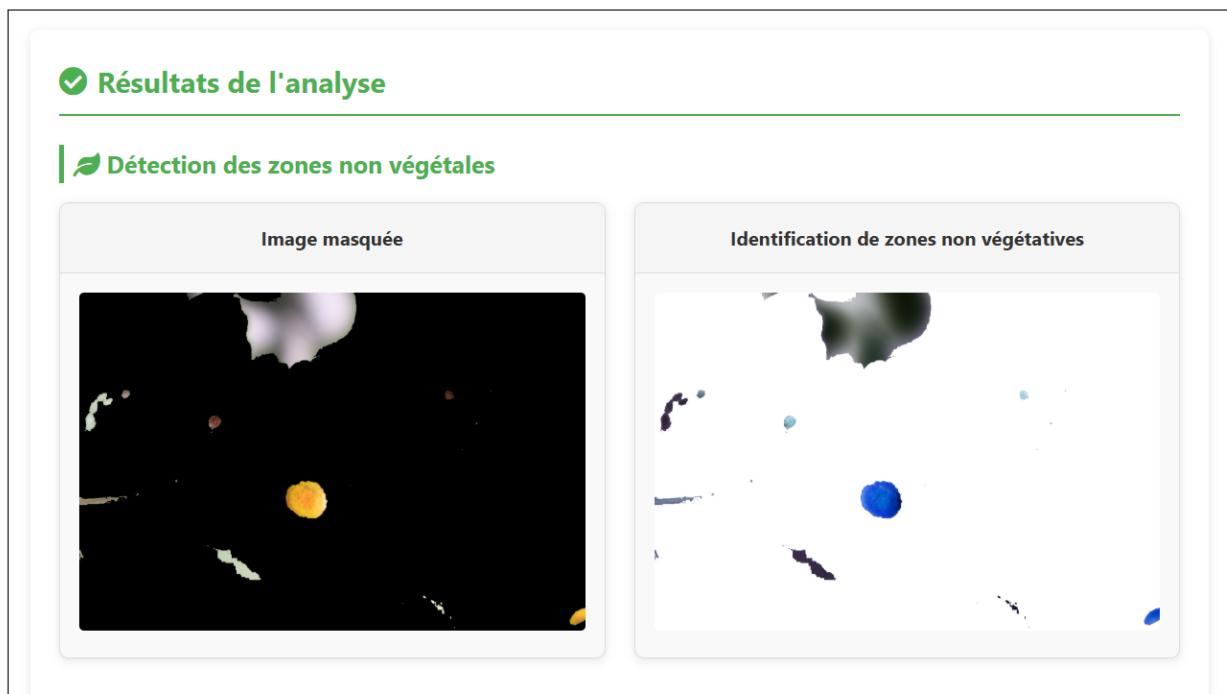


FIG. 3.22 : Interface resultata d'analyse



FIG. 3.23 : Interface resulata d'analyse

Interface de Prédition de l'état sanitaire des feuilles :

Cette interface permet à l'utilisateur de soumettre une image afin de prédire si la feuille est saine ou malade.

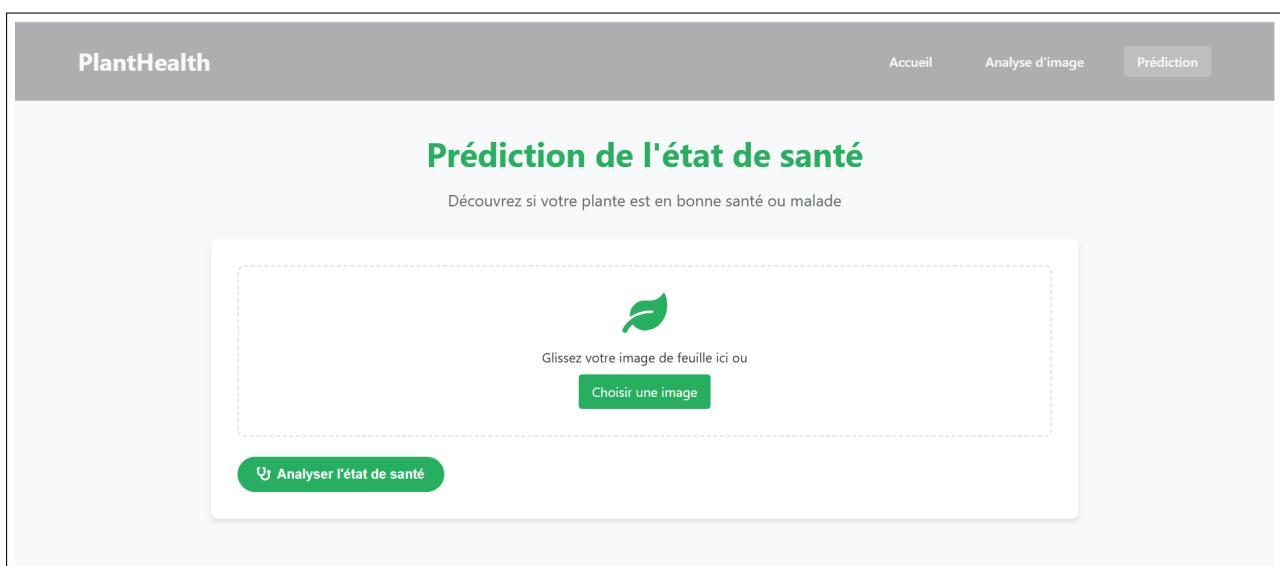


FIG. 3.24 : Interface de Prédiction

Résultat de l'analyse de santé



 Feuille saine



 Nouvelle prédition

 Retour à l'accueil

FIG. 3.25 : Résultats de prediction d'une feuille saine

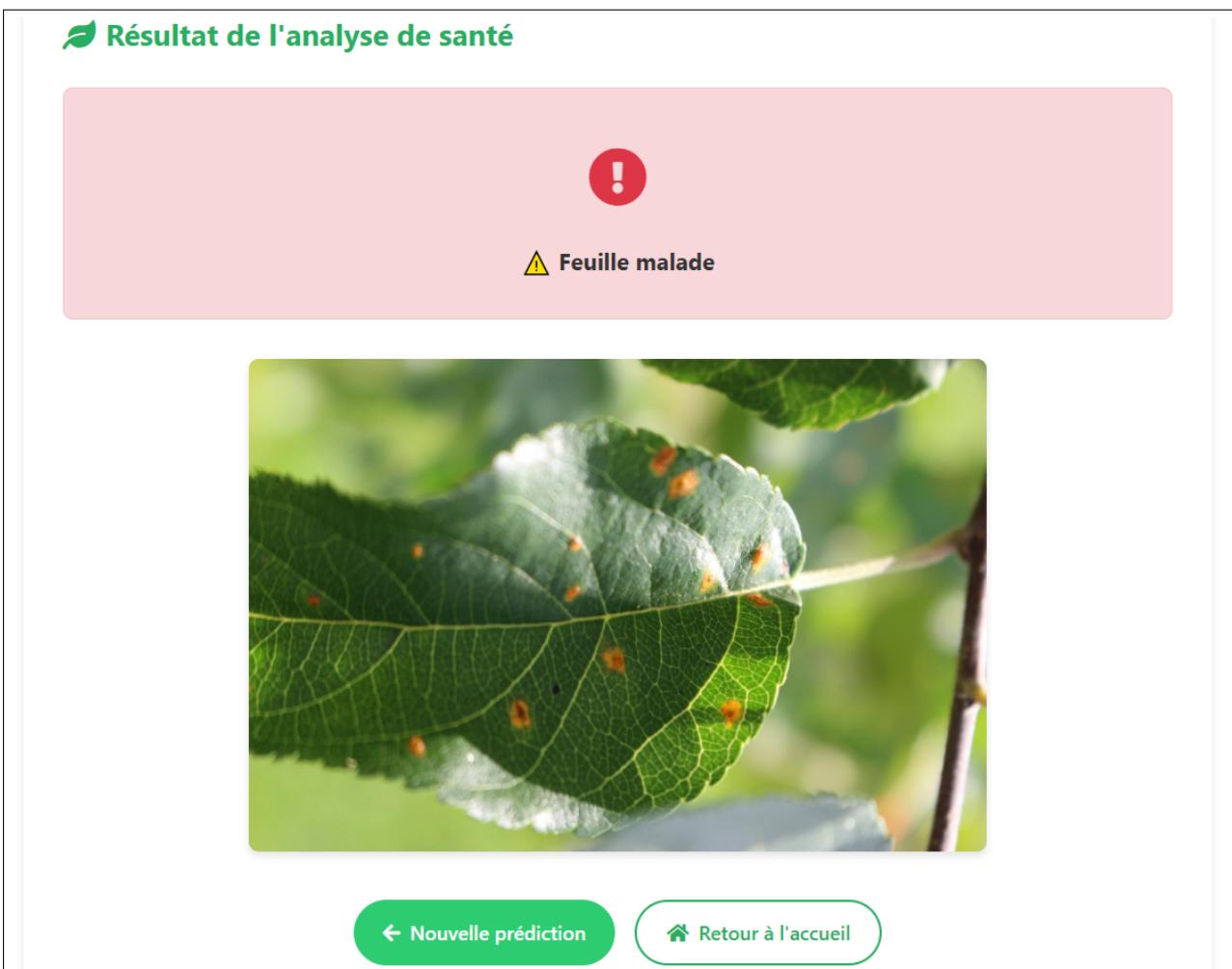
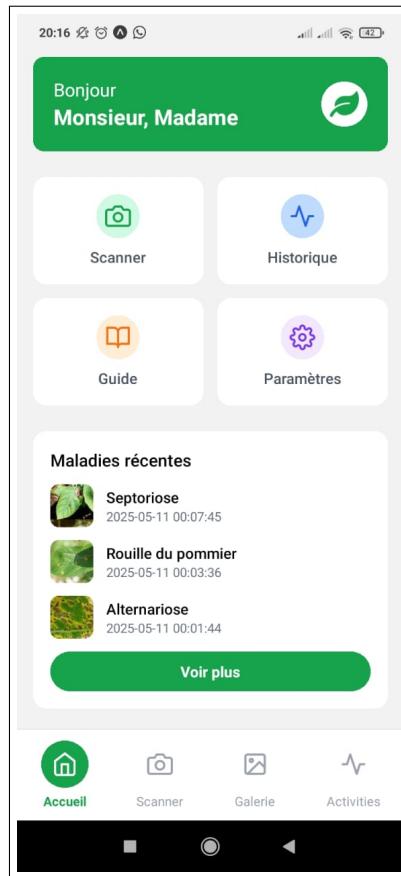


FIG. 3.26 : Résultat de prediction d'une feuille maladie

3.7.2 Présentation des Interfaces de l'Application Mobile :

3.7.3 Interface d'Accueil :

Cette interface représente un accueil convivial et intuitif, facilitant l'accès aux différentes fonctionnalités, en affichant les maladies récentes des plantes.



3.7.4 Interface de Guide :

Un guide d'utilisation détaillé en étapes simples accompagne l'utilisateur dans sa démarche, lui permettant de comprendre rapidement le processus d'analyse.



FIG. 3.27 : Interface de Guide

3.7.5 Interface de Sélection d'Image :

L'interface de sélection d'image permet à l'utilisateur de télécharger facilement une image de feuille pour l'analyse des maladies foliaires. Il existe deux options pour sélectionner l'image : l'utilisateur peut soit scanner une nouvelle image de la feuille à l'aide de la caméra de son appareil, soit choisir une image préalablement enregistrée dans sa galerie. Une fois l'image téléchargée, l'algorithme analyse les caractéristiques de la feuille et identifie d'éventuels signes de maladie.

En cas de détection de symptômes, l'API Gemini génère des recommandations spécifiques, fournissant ainsi des conseils adaptés et précis pour le traitement de la maladie détectée. Cette fonctionnalité assure une prise en charge complète et personnalisée du diagnostic de l'état sanitaire des feuilles.

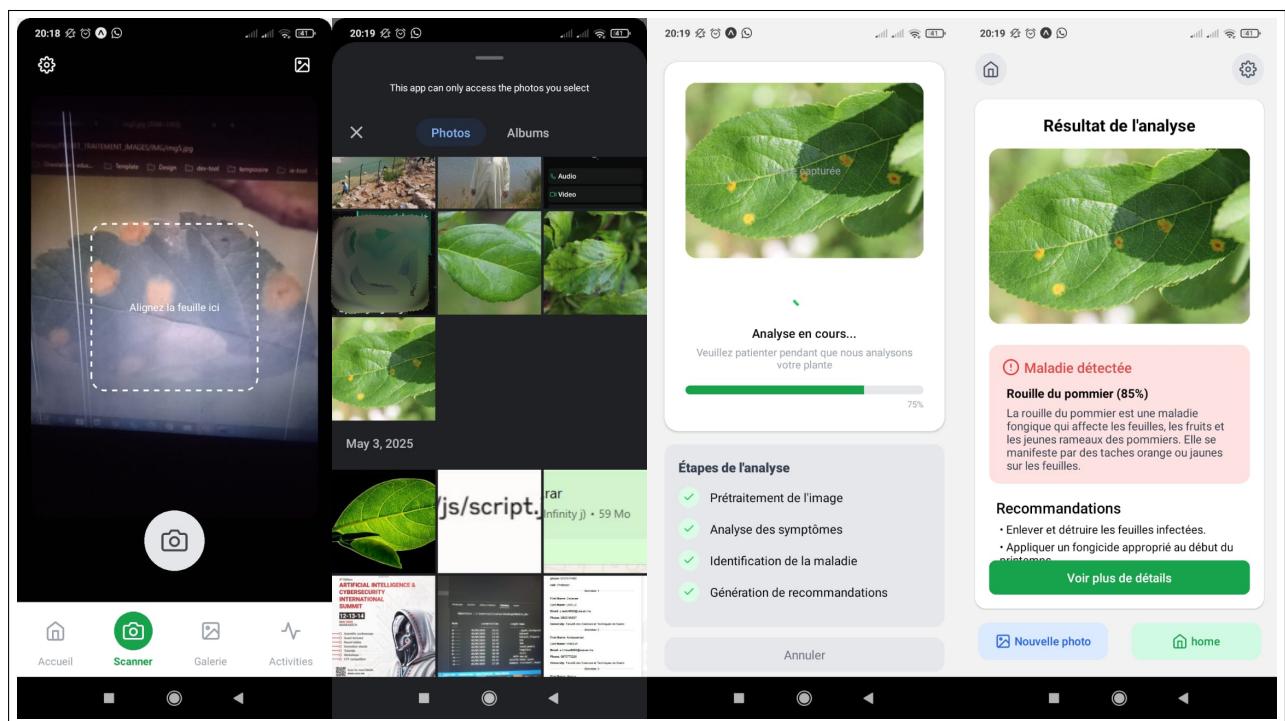


FIG. 3.28 : Interface de Guide

Historique :

Affiche les détections précédentes pour un suivi efficace.

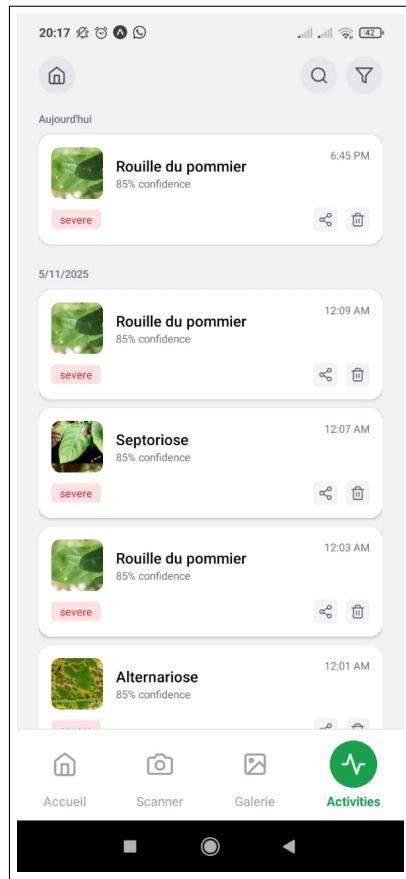


FIG. 3.29 : Interface d'Historique

Galerie des Images :

présente une galerie d'images de feuilles analysées. Ces photos permettent de visualiser les symptômes des maladies et de garder un registre des observations.

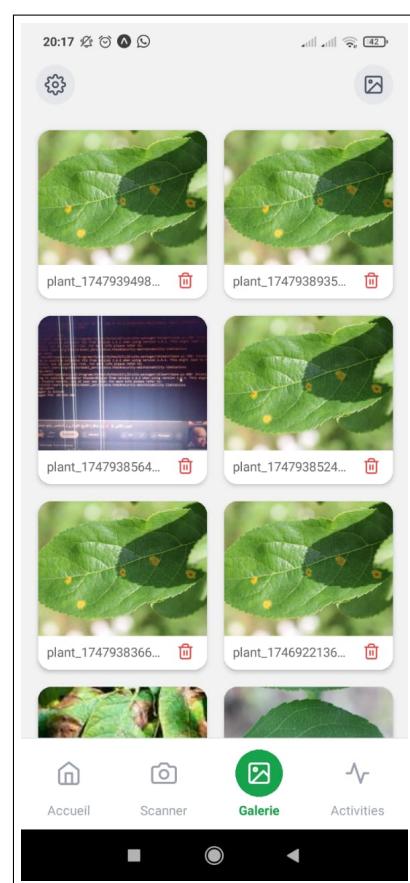


FIG. 3.30 : Interface d'Historique

Conclusion

Le projet de détection des maladies foliaires par traitement d'images et vision par ordinateur a permis de développer une solution efficace et automatisée pour diagnostiquer l'état sanitaire des feuilles. Grâce à l'application de techniques avancées de traitement d'images, telles que l'amélioration du contraste, la segmentation des zones malades, et l'extraction de descripteurs HOG, nous avons pu obtenir des résultats prometteurs dans la détection précoce des maladies foliaires.

L'utilisation combinée de l'algorithme SVM pour la classification et de l'API Gemini pour fournir des recommandations personnalisées a permis d'offrir une solution complète qui peut être déployée à grande échelle dans le domaine de l'agriculture préventive. L'application Web et Mobile, développée dans ce projet, assure une interface simple et intuitive pour les utilisateurs, qu'ils soient professionnels de l'agriculture ou simples jardiniers.

Les résultats expérimentaux ont montré que la solution proposée offre un taux de précision compétitif, bien que des améliorations puissent encore être apportées pour affiner les modèles de classification et élargir la base de données des images pour une couverture plus étendue des maladies foliaires.

Ce projet démontre le potentiel des technologies de traitement d'images et de l'intelligence artificielle dans la gestion des maladies des plantes, permettant de réduire l'usage excessif de produits chimiques et de garantir une gestion plus durable et préventive des cultures.

Pour l'avenir, il serait intéressant d'étendre cette approche à d'autres types de cultures et à de nouvelles pathologies végétales, en intégrant davantage de données, ainsi qu'en améliorant la rapidité du processus d'analyse. Des optimisations dans la capture des images, ainsi que dans le traitement des données en temps réel, pourraient aussi améliorer l'efficacité globale du système. Ainsi, ce projet pourrait servir de base pour le développement d'outils de diagnostic encore plus avancés dans le domaine de l'agriculture de précision.

Bibliographie

- [1] Plant Pathology 2020 - FGVC7, <https://www.kaggle.com/competitions/plant-pathology-2020-fgvc7>.
- [2] “Highlights on Plant Production and Protection 2022–2023”, <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/f700bc9e-bdda-4818-9d29-a295d0aad0f6/content>.
- [3] Botanical Society of America, <https://bsapubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/aps3.11390>.
- [4] HAL Science, <https://hal.science/hal-00829402/document>.