

FACULTÉ DES SCIENCES ET TECHNIQUES
MASTER INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET INGÉNIERIE
INFORMATIQUE

Rapport de Projet:
Detection précoce de maladies sur feuilles par traitement d'images

Étudiants:
Hamza BOUSALIH
AbdeLhafid KHALIL

Encadré par:
Laila AMIR

Table des matières

1	Introduction	3
1.1	Problème des maladies sur les feuilles	3
1.2	Détection précoce cruciale	3
1.3	Technologies pour la détection précoce	3
2	État de l'art	3
2.1	Détection traditionnelle des maladies foliaires :	3
2.2	Nouvelles avancées en imagerie pour la détection des maladies foliaires :	3
3	Objectifs du Projet	4
3.1	Définition des objectifs spécifiques	4
3.2	Justification de l'approche et des méthodes :	4
3.2.1	Traitemet d'image :	4
3.2.2	Machine learning	4
4	Méthodologie	4
4.1	Le Dataset utilisé:	4
4.2	Algorithmes de traitement d'images et d'IA : Explication succincte	5
4.2.1	Traitemet d'image:	5
4.3	Approche de la classification:	6
5	Résultats :	7
5.1	Techniques de détection précoce des maladies sur feuilles :	7
5.1.1	Normalisation de Contraste :	7
5.1.2	Segmentations des feuilles:	8
5.2	Analyse comparative des approches de segmentation	11
5.2.1	Les Résultat de l'approche de Classification	11
5.3	Analyse comparative de l'approches de classification :	12
6	Présentation de L'application	13
6.1	Outils Utilisé :	13
6.2	Conception :	15
6.3	Application Web	16
7	Conclusion	20
8	Références	21

Liste des figures

1	Caption de l'étirement	7
2	Caption de contour	7
3	Approche Bas ee sur la Couleur - Résultat de test 1	8
4	Approche Bas ee sur la Couleur - Résultat de test 2	8
5	Approche Bas ee sur la Couleur - Résultat de test 3	8
6	Approche Bas ee sur la Couleur - Résultat de test 4	8
7	Approche Basée sur la Texture et la Forme - Résultat de test 1	9
8	Approche Basée sur la Texture et la Forme - Résultat de test 2	9
9	Approche Basée sur la Texture et la Forme - Résultat de test 3	9
10	Approche Basée sur la Texture et la Forme - Résultat de test 4	9
11	Approche basée sur la détection de zones non vertes - Image Original	10
12	Approche basée sur la détection de zones non vertes - Résultat 1	10
13	Approche basée sur la détection de zones non vertes - Résultat 2	10
14	Image Maladie	11
15	Prediction 1	12
16	Image Sainte	12
17	Prediction 2	12
18	python Logo	13
19	git Logo	13
20	Jupyter Logo	14
21	Vs code Logo	14
22	Latex Logo	14
23	Organigramme de l'application web	15
24	Page d'accueil	16
25	Page pour Déetecte les zones maladie dans l'image	16
26	Utilisation de la méthode bas ee sur la d etection de zones non vertes	17
27	Utilisation de la méthode basee sur la Texture et la Forme	17
28	Page pour Déetecte les zones maladie dans le video	18
29	Application d'une méthode sur la video	18
30	Résultat de l'application d'une méthode sur la video	18
31	Example de predction sur une feuille saine	19
32	Example de predction sur une feuille malade	19

1 Introduction

1.1 Problème des maladies sur les feuilles

Les maladies des plantes représentent un défi considérable pour l'agriculture mondiale. Les maladies fongiques, bactériennes ou virales affectent chaque année des millions d'hectares de cultures, entraînant d'importantes pertes économiques et menaçant la sécurité alimentaire de millions de personnes dans le monde. Selon l'Organisation des Nations unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO), ces maladies sont responsables de la perte d'environ 20 à 40% de la production alimentaire mondiale annuelle. Cette situation met en lumière l'urgence de trouver des moyens efficaces pour prévenir et gérer ces maladies.

1.2 Détection précoce cruciale

Parmi les nombreuses cultures touchées, les cultures fruitières et maraîchères sont particulièrement vulnérables aux maladies foliaires. Ces maladies peuvent se propager rapidement, affectant la croissance des plantes, la qualité des récoltes et même la santé humaine si les produits infectés sont consommés. La détection précoce revêt donc une importance capitale pour limiter les dégâts, réduire les pertes économiques et assurer la sécurité alimentaire.

1.3 Technologies pour la détection précoce

Face à cette menace croissante, l'utilisation de techniques de traitement d'images et d'intelligence artificielle offre de nouvelles perspectives. Ces technologies permettent d'analyser rapidement de grandes quantités d'images de feuilles, détectant ainsi les signes précoces de maladies avec une précision accrue. En combinant des algorithmes sophistiqués avec des outils de vision par ordinateur, il est désormais possible de détecter ces maladies de manière proactive, ce qui permet aux agriculteurs de prendre des mesures préventives pour limiter la propagation de la maladie, réduire l'utilisation de produits chimiques nocifs et préserver la qualité des récoltes.

2 État de l'art

2.1 Détection traditionnelle des maladies foliaires :

Les méthodes traditionnelles de détection des maladies sur les feuilles reposent principalement sur l'observation visuelle et l'identification manuelle des symptômes. Ces approches sont sujettes à des erreurs humaines et peuvent être chronophages. Elles nécessitent souvent une expertise spécialisée pour une identification précise des maladies. Par exemple, selon une étude menée par des chercheurs en agronomie, la précision de la détection manuelle des maladies sur les feuilles varie généralement entre 60% et 80%, ce qui souligne les limitations de ces méthodes traditionnelles.

2.2 Nouvelles avancées en imagerie pour la détection des maladies foliaires :

Les progrès dans le domaine du traitement d'images ont ouvert de nouvelles possibilités pour la détection des maladies sur les feuilles. Les techniques de segmentation d'image, de classification et d'apprentissage automatique permettent d'analyser de grandes quantités d'images de

manière rapide et précise. Selon une étude récente publiée dans le Journal of Agricultural Science, les algorithmes de traitement d'images ont atteint une précision de détection des maladies sur les feuilles dépassant souvent les 90%, ce qui en fait une méthode efficace pour la détection précoce des maladies sur les feuilles. Ces avancées technologiques offrent un potentiel considérable pour améliorer la gestion des maladies des cultures et réduire les pertes économiques associées.

3 Objectifs du Projet

3.1 Définition des objectifs spécifiques

L'objectif principal de notre étude est d'assurer une détection précoce des maladies sur les feuilles de pommes, en recourant à deux approches distinctes : le traitement d'image et le machine learning. Dans le cadre de la première approche, nous avons exploré plusieurs techniques, notamment l'étirement et l'égalisation, afin d'évaluer le contraste et la qualité des images de notre dataset. En parallèle, nous avons appliqué diverses méthodes de segmentation d'image pour localiser avec précision les zones affectées sur les feuilles. Pour ce qui est de la deuxième approche, notre objectif est de développer un modèle robuste en utilisant une gamme de méthodes pour extraire les caractéristiques pertinentes des images. Enfin, notre ambition est de mettre en place une application web permettant de tester l'efficacité de notre modèle sur des images, tout en évaluant notre fonction de segmentation d'images pour garantir sa fiabilité.

3.2 Justification de l'approche et des méthodes :

3.2.1 Traitement d'image :

Le traitement d'image offre la possibilité d'analyser et de manipuler les images de feuilles pour améliorer la qualité et mettre en évidence les caractéristiques pertinentes des maladies. L'utilisation de techniques telles que l'étirement et l'égalisation permet d'améliorer le contraste et la visibilité des zones affectées. De plus, la segmentation d'image est essentielle pour localiser précisément les zones malades des feuilles, ce qui facilite ensuite l'analyse et la classification.

3.2.2 Machine learning

Le machine learning offre la possibilité de construire des modèles capables d'apprendre à partir des données pour extraire automatiquement les caractéristiques pertinentes des images. En utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique, tels que les réseaux de neurones convolutifs, nous pouvons entraîner le modèle à reconnaître les patterns spécifiques associés aux maladies sur les feuilles. Cette approche permet une analyse plus approfondie et plus précise des images, ce qui conduit à une meilleure détection des maladies.

4 Méthodologie

4.1 Le Dataset utilisé:

Nous avons obtenu un dataset à partir de Kaggle via le lien suivant : Plant Pathology 2020 - FGVC7. Ce dataset est constitué d'images de feuilles de pommes, incluant à la fois des images saines et des images présentant divers symptômes de maladies. Il est organisé en plusieurs

dossiers, comprenant un dossier d’images de test, un dossier d’images saines et un dossier d’images de maladies. Pour notre première approche basée sur le traitement d’image, nous avons travaillé avec les dossiers d’images saines et de maladies. Quant à notre deuxième approche, consistant à construire des modèles, nous avons divisé le dataset en ensembles d’entraînement, de validation et de test. Cette division nous a permis d’évaluer rigoureusement les performances de nos modèles tout en évitant le surapprentissage.



4.2 Algorithmes de traitement d’images et d’IA : Explication succincte

4.2.1 Traitement d’image:

- Prétraitement des images :

Nous avons commencé par appliquer l’étirement des images suivi de l’égalisation d’histogramme pour évaluer le contraste et la qualité de notre dataset.

- Détection des contours avec l’algorithme de Canny :

Nous avons exploré l’utilisation de l’algorithme de Canny pour détecter les contours des feuilles. Cependant, cette approche n’a pas donné de bons résultats en raison de la présence des veines des feuilles. Nous discuterons plus en détail de ces résultats dans la section des résultats et de la discussion.

- Segmentation des feuilles Nous avons comparé deux approches de segmentation

– Approche Basée sur la Couleur :

Nous avons basé cette approche sur la détection des zones saines (vertes) de l’image. Les zones potentielles de maladie ont été identifiées en supposant que les parties non vertes de l’image pourraient être des zones malades. Cette approche utilise la

couleur comme principal critère de segmentation et détecte les zones de maladie en trouvant des différences de couleur par rapport aux zones saines.

– **Approche Basée sur la Texture et la Forme :**

Cette approche repose sur la détection des taches brunes dans l'image. Nous avons appliqué un flou gaussien pour réduire le bruit, suivi de techniques avancées telles que le soustracteur d'arrière-plan MOG2 et des opérations morphologiques pour isoler les parties d'intérêt (les taches brunes) de l'image. Contrairement à l'approche basée sur la couleur, cette méthode prend également en compte la texture et la forme des taches brunes pour détecter les zones de maladie.

– **Approche basée sur la détection de zones non vertes :**

Dans un premier temps, nous effectuons un prétraitement en convertissant l'image en niveaux de gris. Ensuite, nous procédons à la détection de couleur en convertissant l'image en espace de couleur HSV et en définissant des seuils pour les zones vertes. Par la suite, nous créons un masque pour les zones vertes de l'image en utilisant les seuils définis. Après avoir obtenu le masque, nous l'invertissons pour obtenir les parties non vertes de l'image, potentiellement des zones de maladie. Nous appliquons ensuite la segmentation des régions pour identifier les zones potentielles de maladie en fonction de la taille et de l'emplacement des composantes connectées dans l'image. Enfin, nous visualisons l'image d'origine avec les zones potentielles de maladie mises en évidence.

En suivant cette structure, la méthodologie détaille les différentes étapes et techniques utilisées pour la détection précoce des maladies sur les feuilles, y compris l'utilisation des algorithmes de traitement d'image spécifiques mentionnés.

4.3 Approche de la classification:

Pour construire le modèle de classification, nous suivons les étapes suivantes :

- **Prétraitement des données :**

Nous extrayons les caractéristiques pertinentes des images en utilisant la méthode HOG (Histogram of Oriented Gradients). Cela nous permet de capturer les informations importantes sur la texture et la forme des feuilles.

- **Réduction de dimensionnalité :**

Nous appliquons une réduction de dimensionnalité à l'aide de PCA (Principal Component Analysis). Cette étape vise à améliorer la qualité des données en réduisant la complexité du modèle tout en préservant les informations significatives.

- **Réglage des hyperparamètres :**

Nous sélectionnons les valeurs optimales des hyperparamètres du SVM (Support Vector Machine). Cela inclut le choix du type de noyau (linéaire, polynomial, RBF), ainsi que les valeurs de C et gamma. Ces paramètres affectent la flexibilité et la capacité du modèle à généraliser.

- **Entraînement du modèle :**

Nous entraînons le modèle SVM en utilisant les données d'entraînement prétraitées. Le modèle apprend à distinguer les feuilles saines des feuilles malades en se basant sur les caractéristiques extraites et réduites.

5 Résultats :

5.1 Techniques de détection précoce des maladies sur feuilles :

5.1.1 Normalisation de Contraste :

- L'étirement :

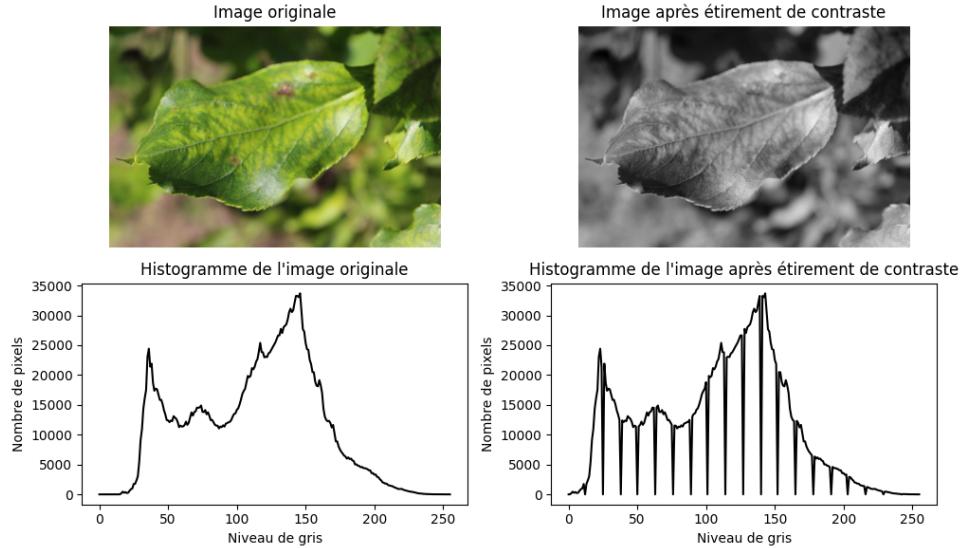


Figure 1: Caption de l'étirement

images avec un bon contraste et une bonne qualité sont plus faciles à traiter en termes de détection d'objets, de segmentation des objets ou de reconnaissance d'images.

- Détection des Contours :

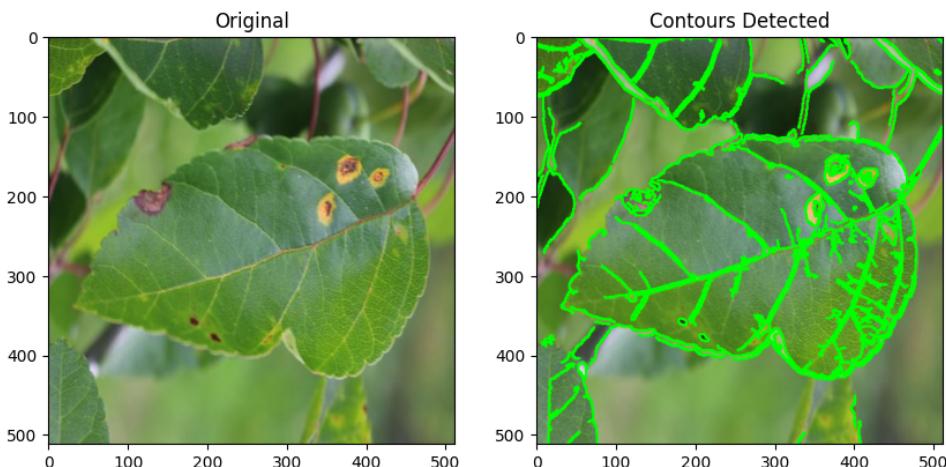


Figure 2: Caption de contour

Notre méthode de détection des contours des feuilles pour le diagnostic des maladies est entravée par l'incapacité à différencier les structures des feuilles et des vignes, compromettant ainsi la précision. Cela rend l'approche inadaptée, nécessitant des méthodes alternatives telles que l'affinement des algorithmes ou l'intégration de l'apprentissage automatique pour la classification des contours. Ces améliorations sont essentielles pour garantir la fiabilité de notre système de détection des maladies.

5.1.2 Segmentations des feuilles:

Approche Basée sur la Couleur :

Principaux Critères : La couleur est le principal critère utilisé pour la segmentation et la détection des zones de maladie.

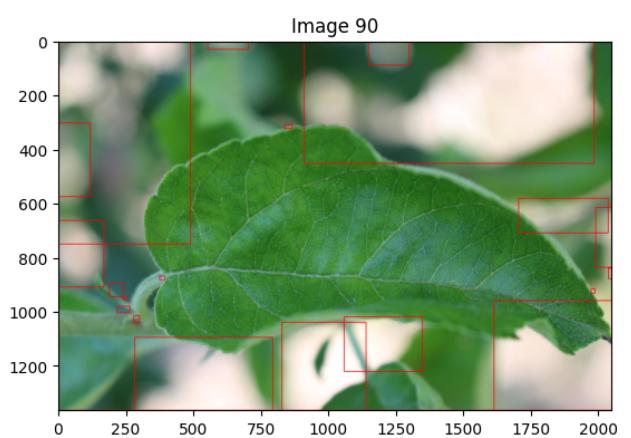
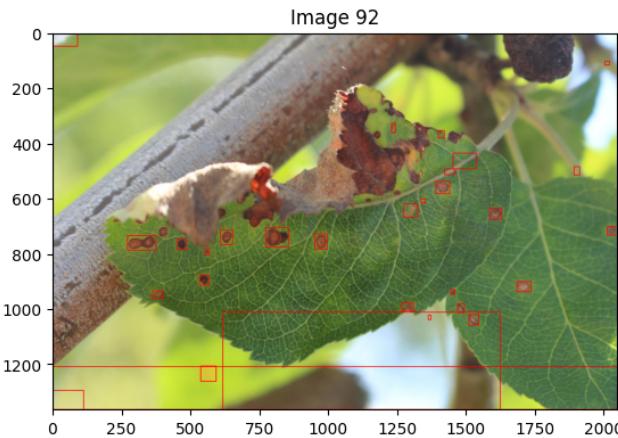


Figure 3: Approche Basée sur la Couleur - Figure 4: Approche Basée sur la Couleur -
Résultat de test 1 Résultat de test 2

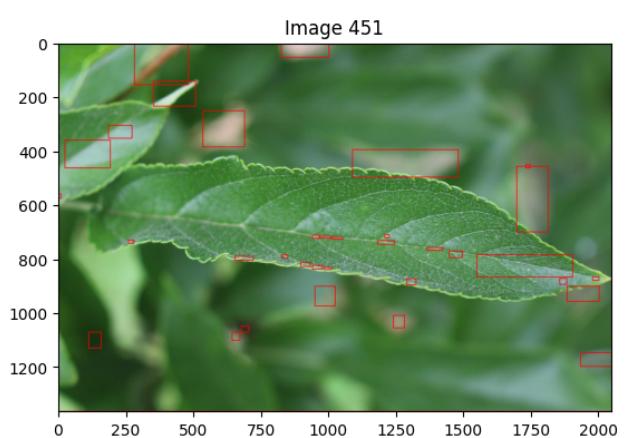
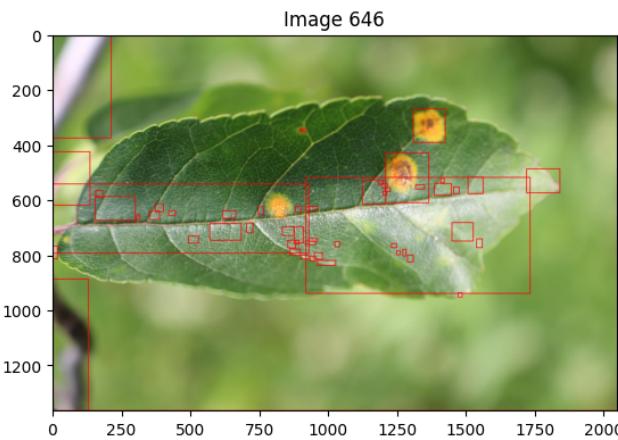


Figure 5: Approche Basée sur la Couleur - Figure 6: Approche Basée sur la Couleur -
Résultat de test 3 Résultat de test 4

Approche Basée sur la Texture et la Forme :

Principaux Critères : La texture et la forme des zones maladie sont les principaux critères

utilisés pour la détection. Cela permet une détection plus précise même lorsque la couleur des zones malades est similaire à celle des zones saines

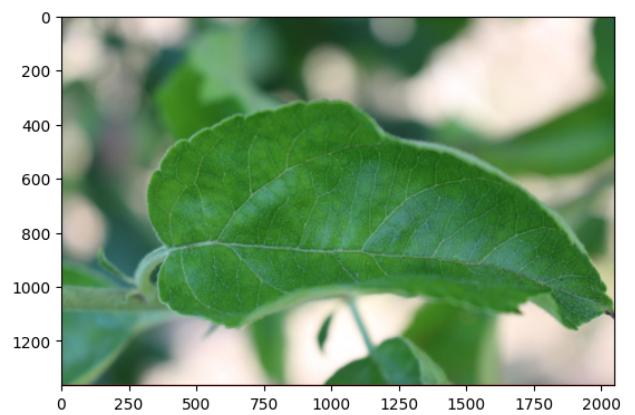
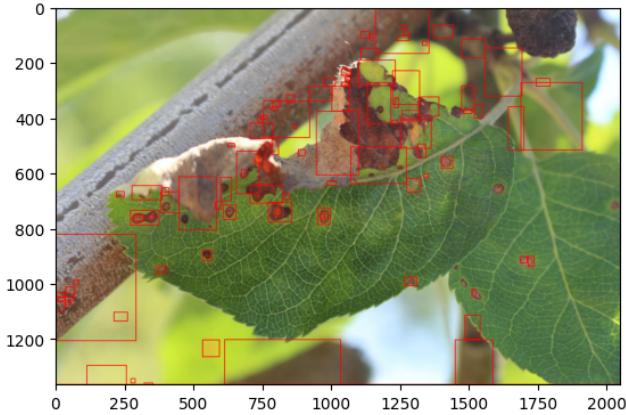


Figure 7: Approche Basée sur la Texture et la Forme - Résultat de test 1

Figure 8: Approche Basée sur la Texture et la Forme - Résultat de test 2

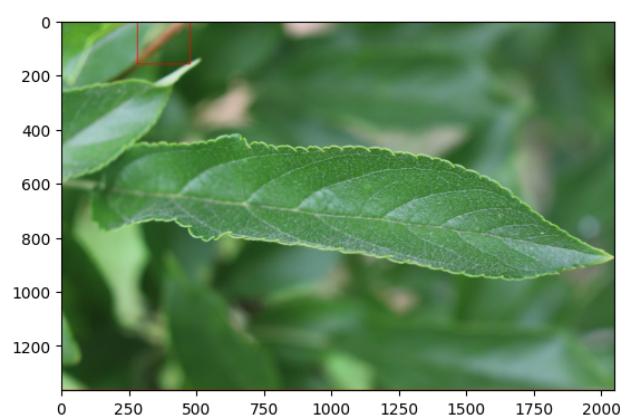
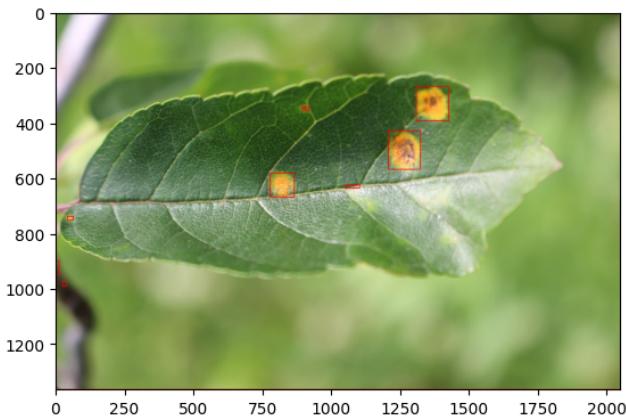


Figure 9: Approche Basée sur la Texture et la Forme - Résultat de test 3

Figure 10: Approche Basée sur la Texture et la Forme - Résultat de test 4

- Comparaison

Dans notre comparaison, l'approche basée sur la texture et la forme semble offrir une meilleure précision et robustesse dans la détection des zones maladie sur les images de feuilles d'arbres fruitiers. En utilisant des techniques avancées telles que le soustracteur d'arrière-plan MOG2 et des opérations morphologiques, cette approche parvient à isoler efficacement les parties d'intérêt de l'image, indépendamment de leur couleur. De plus, en se concentrant sur des aspects comme la texture et la forme des zones maladie, cette méthode permet de détecter les anomalies même lorsque la couleur des zones malades est similaire à celle des zones saines. Par conséquent, pour des applications nécessitant une détection précise des zones maladie dans des conditions variées, l'approche basée sur la texture et la forme semble être la plus appropriée.

Approche basée sur la détection de zones non vertes :

Principaux Critères : La couleur est le principal critère utilisé pour la détection des zones de maladie, permettant de distinguer visuellement les zones affectées des zones saines en se basant sur des différences de teinte et de saturation.



Figure 11: Approche basée sur la détection de zones non vertes - Image Original

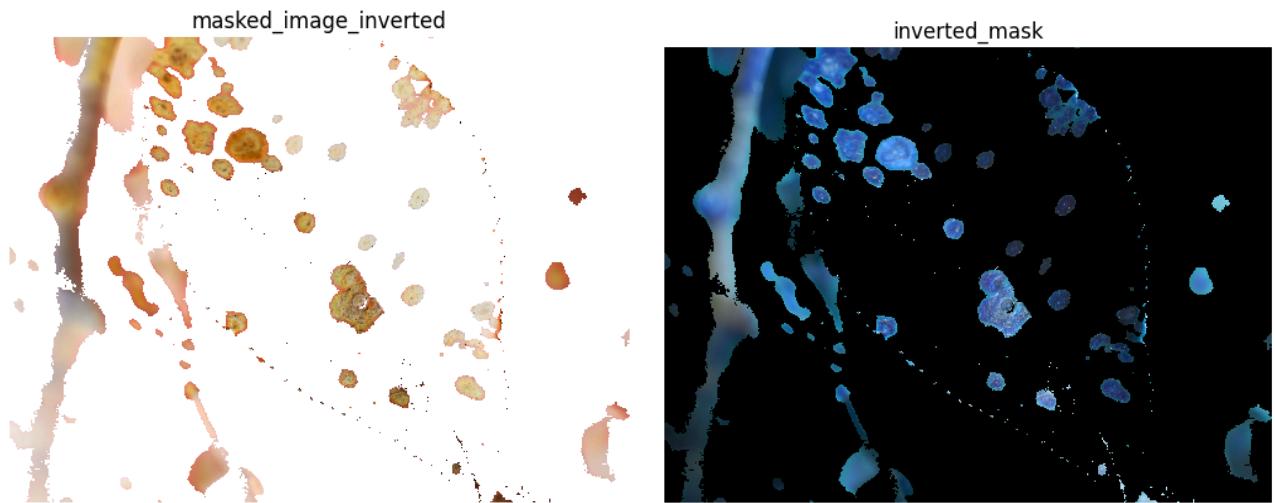


Figure 12: Approche basée sur la détection de zones non vertes - Résultat 1

Figure 13: Approche basée sur la détection de zones non vertes - Résultat 2

Dans cette approche, nous cherchons à détecter les zones de maladie en nous basant sur la détection des zones non vertes dans l'image. Après avoir identifié les zones non vertes, nous appliquons un masque pour détecter des points isolés dans des zones d'intensité constante. L'image masquée obtenue à partir de cette opération fournit une représentation visuelle des zones dans l'image d'origine qui ne sont pas identifiées comme vertes. Ces zones non vertes peuvent représenter des problèmes potentiels, des maladies ou des facteurs de stress affectant

la santé de la plante. Les visualiser dans le contexte de toute la scène aide à identifier et à évaluer ces zones pour une analyse ou une intervention ultérieure. De plus, une conversion optionnelle des pixels noirs en pixels bleus est appliquée dans la fonction ‘detect’, améliorant ainsi la distinction visuelle des zones non vertes sur l’image d’origine.

5.2 Analyse comparative des approches de segmentation

L’analyse des performances des algorithmes et des technologies utilisées dans la détection précoce des maladies sur les feuilles révèle que l’Approche Basée sur la Couleur présente une simplicité d’implémentation mais peut manquer de précision lorsque la couleur des parties malades est similaire à celle des parties saines. En revanche, l’Approche Basée sur la Texture et la Forme offre une détection plus précise en prenant en compte la texture et la forme des zones malades, mais elle peut nécessiter des ressources plus importantes. Finalement, l’Approche Basée sur la Détection de Zones Non Vertes semble être la plus performante, offrant une détection robuste et fiable des maladies sur les feuilles en contournant les limitations liées à la couleur. Ainsi, bien que chaque approche ait ses avantages et ses inconvénients, l’approche basée sur la détection de zones non vertes se distingue comme étant la plus efficace pour la détection précoce des maladies sur les feuilles.

5.2.1 Les Résultat de l’approche de Classification

Dans notre approche de classification, nous avons développé un modèle d’apprentissage automatique utilisant l’algorithme SVM. Ce modèle a été construit à partir d’un ensemble de traitements, comprenant l’extraction des caractéristiques par la méthode HOG, la réduction de la dimensionnalité via l’ACP, et l’entraînement du modèle par validation croisée. ALors

Test 1 :



Figure 14: Image Maladie

Prédiction de modèle :

La feuille est malade.

Figure 15: Prediction 1

Test 2 :



Figure 16: Image Sainte

Prédiction de modèle :

La feuille n'est pas malade.

Figure 17: Prediction 2

Prédiction de modèle

:

5.3 Analyse comparative de l'approches de classification :

Métrique	Score moyen (Validation croisée)	Explication
Précision	0.73	La proportion de feuilles malades correctement identifiées
Rappel	0.95	La proportion de toutes les feuilles malades identifiées correctement
Score F1	0.83	Une mesure combinée de précision et de rappel
Aire sous la courbe ROC	0.63	Une mesure de l'efficacité du modèle à discriminer entre les classes

Table 1: Métriques de performance du modèle de détection des maladies sur les feuilles

6 Présentation de L'application

6.1 Outils Utilisé :

- Python

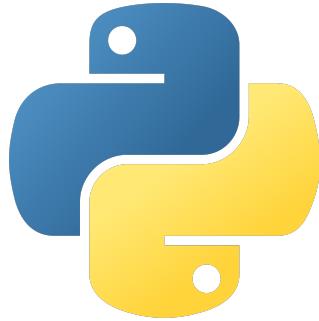


Figure 18: python Logo

Python est le langage principal de ce projet, choisi pour sa polyvalence et sa grande communauté de développeurs. Nous avons utilisé diverses bibliothèques Python spécialisées : Flask, OpenCV, matplotlib, numpy, pandas, PIL, sklearn, HOG, PCA, SVC

- git



Figure 19: git Logo

Git : Système de contrôle de version pour suivre les modifications du code source et gérer les différentes versions du projet.

- Jupyter



Figure 20: Jupyter
Logo

Jupyter : Application web permettant de créer et partager des documents interactifs contenant du code, des visualisations et du texte narratif pour l'analyse de données.

- Vs Code

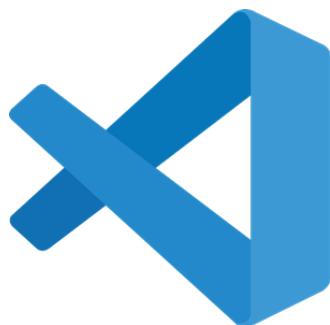


Figure 21: Vs code
Logo

VS Code : Éditeur de code avancé offrant des fonctionnalités telles que la coloration syntaxique, la complétion du code et l'intégration avec Git.

- Latex



Figure 22: Latex Logo

LaTeX : Système de composition de documents pour la production de rapports scientifiques et techniques avec support pour les équations et les figures.

6.2 Conception :

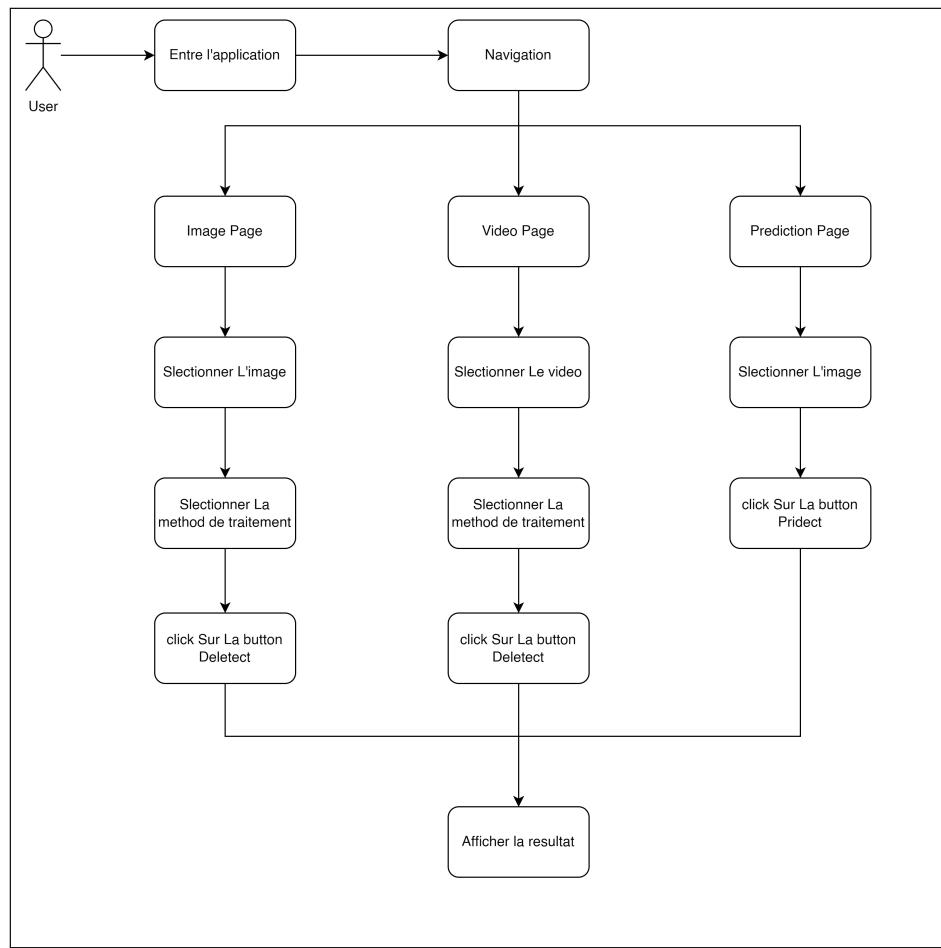


Figure 23: Organigramme de l'application web

L'application web offre trois sections principales :

- Image :

- L'utilisateur peut importer une image d'une feuille de pommier présentant des symptômes de maladie.
- Il peut ensuite choisir la méthode de traitement souhaitée parmi les options proposées.
- En cliquant sur le bouton "Déetecter", l'application analyse l'image à l'aide de la méthode sélectionnée et affiche le résultat.

- Vidéo :

- L'utilisateur peut enregistrer une courte vidéo d'une branche de pommier présentant des symptômes.
- Il peut ensuite choisir la méthode de traitement souhaitée.
- En cliquant sur le bouton "Déetecter", l'application analyse la vidéo et affiche le résultat.

- Prédiction :
 - L'utilisateur importe une image d'une feuille de pommier.
 - En cliquant sur le bouton "Prédire", l'application analyse l'image et affiche le résultat sous forme de texte, indiquant la présence ou l'absence d'une maladie.

6.3 Application Web

- Page d'accueil :

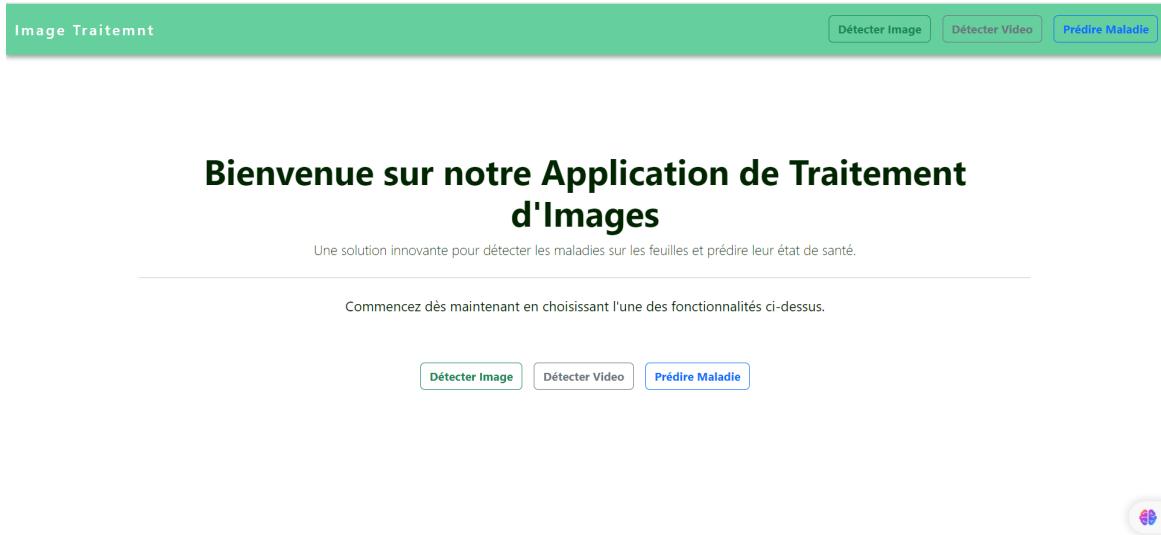


Figure 24: Page d'accueil

Cette interface est une page d'accueil pour une application de traitement d'images. Elle propose trois fonctionnalités principales : détecter une image, détecter une vidéo et prédire une maladie sur une feuille.

- Page de DéTECTE Image :

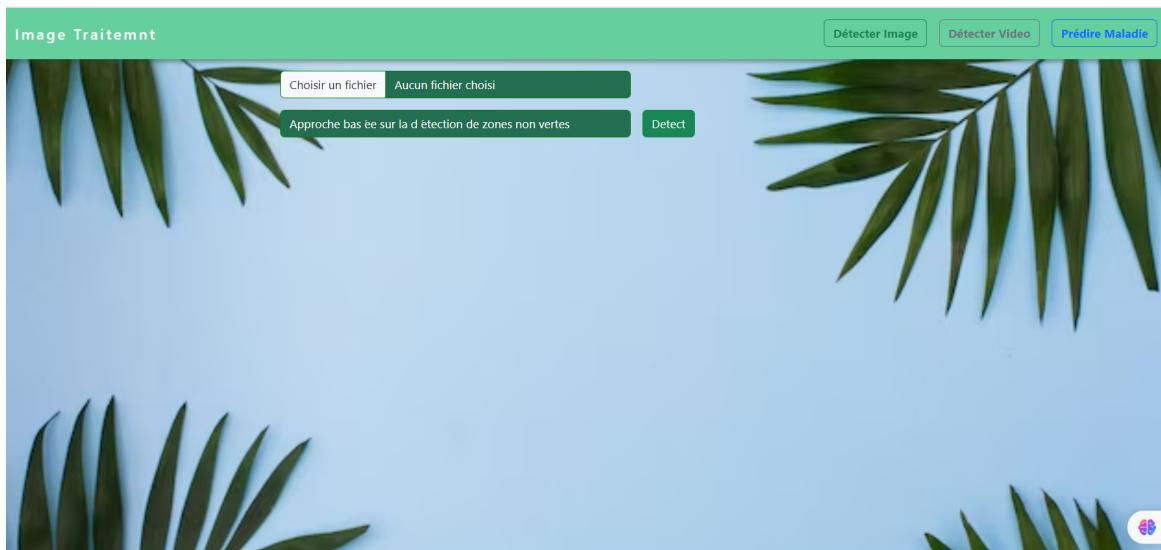


Figure 25: Page pour DéTECTE les zones maladie dans l'image

Cette interface est une application de traitement d'images avec des fonctionnalités avancées. Elle permet aux utilisateurs de télécharger une image, de sélectionner une méthode de traitement, puis de détecter et afficher les résultats.

- méthode basée sur la détection de zones non vertes



Figure 26: Utilisation de la méthode basée sur la détection de zones non vertes

- méthode basée sur la Texture et la Forme



Figure 27: Utilisation de la méthode basée sur la Texture et la Forme

- Page Détecte Vidéo :

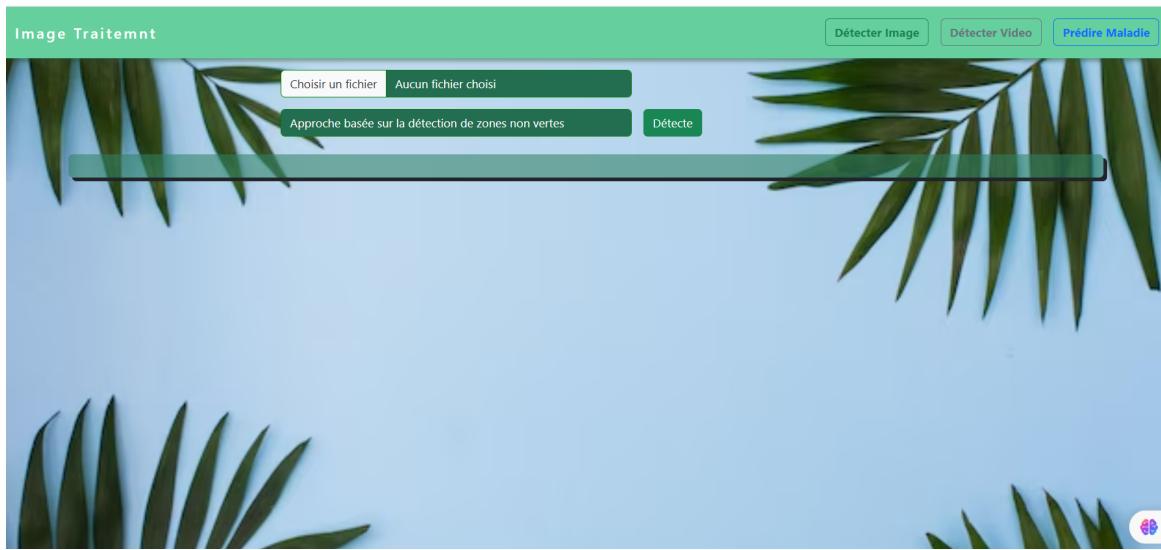


Figure 28: Page pour Déetecte les zones maladie dans le video

Cette interface est une application de traitement de vidéos dotée de fonctionnalités avancées. Les utilisateurs peuvent télécharger une vidéo, sélectionner une méthode de traitement, puis détecter et afficher les résultats.

- Upload Vidéo :

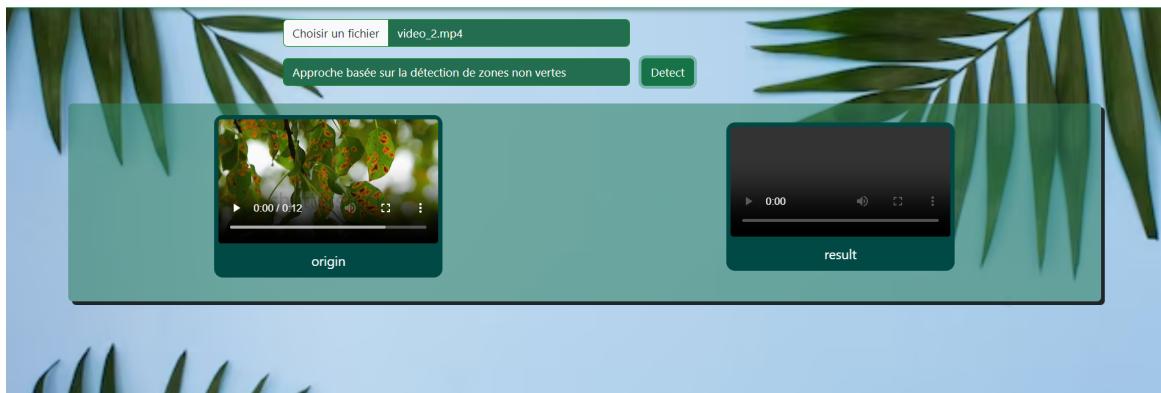


Figure 29: Application d'une méthode sur la video

- Résultat de video :



Figure 30: Résultat de l'application d'une méthode sur la video

Les zones en bleu indiquent les régions affectées par la maladie, offrant ainsi une visualisation claire des zones impactées sur l'image.

- Page de Prédiction :

Cette interface est dédiée aux prédictions, permettant aux utilisateurs de soumettre une image pour déterminer si elle est saine ou non. L'application affiche ensuite le résultat de la prédiction accompagné de l'image soumise, offrant ainsi une évaluation rapide de l'état de santé de l'image.

- Cas d'un Feuille saine :



Figure 31: Example de prediction sur une feuille saine

- Cas d'un Feuille malade :



Figure 32: Example de prediction sur une feuille malade

7 Conclusion

En résumé, ce rapport a examiné en détail les différentes approches de détection précoce des maladies sur les feuilles, mettant en évidence l'urgence de ces mesures dans le contexte de l'agriculture mondiale. Nous avons démontré l'efficacité des technologies émergentes telles que le traitement d'images et l'apprentissage automatique dans la détection proactive de ces maladies, offrant ainsi de nouvelles perspectives pour la gestion des cultures et la préservation de la sécurité alimentaire.

Notre projet a contribué à cette avancée en développant des méthodes robustes de segmentation et de classification, ainsi qu'en concevant une application pratique pour la détection des maladies sur les feuilles.

Pour des recherches futures dans ce domaine, il serait bénéfique d'explorer davantage les possibilités d'intégration de capteurs IoT et de drones pour une surveillance continue et à grande échelle des cultures. De plus, l'optimisation des algorithmes d'apprentissage automatique et l'expérimentation avec des ensembles de données plus vastes pourraient améliorer encore la précision et la fiabilité des systèmes de détection. Enfin, une collaboration interdisciplinaire entre les scientifiques des cultures, les ingénieurs en informatique et les experts en intelligence artificielle pourrait conduire à des avancées significatives dans le domaine de la détection des maladies sur les feuilles et de la gestion des cultures.

8 Références

1. **Outils Utilisés:**

Python <https://www.python.org/>
Open CV <https://opencv.org/>
Matplotlib <https://matplotlib.org/>
Scikit-learn <https://scikit-learn.org/>

2. **Environnements de Développement:**

Jupyter <https://jupyter.org/>
VSCode <https://code.visualstudio.com/>