

**THEME :**

**DETECTION DES MALADIES DES  
CULTURES AGRICOLES : CONCEPTION  
D'UNE APPLICATION BASEE SUR UN  
MODELE DE DEEP LEARNING**

**RAPPORT EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE :**  
**BACHELOR EN INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET BIG DATA**

Redigé et Présenté par :  
**YOMY III JORDAN RODRIGUE**

Encadreur Academique :  
**M. ABDOURAMAN BOUBA DALIL**

**Année Académique 2022 - 2023**

## RESUME

Le Cameroun, en tant que pays doté d'une grande diversité de cultures agricoles, est confronté suivant les saisons à différentes maladies touchant les cultures agricoles. Ces maladies peuvent entraîner des pertes économiques considérables pour les agriculteurs et avoir un impact significatif sur la sécurité alimentaire du pays. Selon des statistiques récentes, les maladies des cultures agricoles sont responsables d'une réduction importante des rendements agricoles au Cameroun, causant des pertes de récoltes allant jusqu'à 30 % dans certains secteurs agricoles clés. Les cultures les plus touchées comprennent le maïs, le riz, le manioc et les légumes, qui sont des éléments essentiels de l'alimentation de la population camerounaise.

Ce rapport de stage présente une méthodologie de détection et de classification des maladies des cultures agricoles basée sur des algorithmes d'intelligence artificielle performants tels que des réseaux de neurones convolutifs profonds (CNN) qui ont été utilisés pour extraire des caractéristiques pertinentes des images et les classer en différentes catégories de maladies. Les résultats obtenus sont prometteurs, avec une précision de classification moyenne supérieure à 90% pour les maladies les plus courantes, telles que la rouille et le mildiou. Ces performances exceptionnelles témoignent de l'efficacité des techniques de Deep Learning dans la détection précoce et la gestion des maladies des plantes. En utilisant cette approche, les agriculteurs camerounais pourraient bénéficier d'une meilleure surveillance des cultures et d'une intervention rapide en cas d'infestation, contribuant ainsi à améliorer la sécurité alimentaire et à préserver les rendements agricoles.

**Mots clés : Maladies, Plantes, Réseaux de neurones, Réseaux de neurones convolutif, Classification.**

## ABSTRACT

Cameroon, as a country with a great diversity of crops and agriculture, faces major challenges due to diseases that affect plants. These diseases can cause considerable economic losses for farmers and have a significant impact on the country's food security. According to recent statistics, plant diseases are responsible for a significant reduction in agricultural yields in Cameroon, causing crop losses of up to 30% in some key agricultural sectors. The most affected crops include maize, rice, cassava and vegetables, which are essential components of the Cameroonian population's diet.

This study presents a methodology for classifying plant diseases based on a large dataset of images of infected and healthy leaves. Algorithms such as deep convolutional neural networks (CNNs) were applied to extract relevant features from images and classify them into different disease categories. The results obtained are promising, with an average classification accuracy of more than 90% for the most common diseases, such as rust, mildew and powdery mildew. This exceptional performance is a testament to the effectiveness of deep learning techniques in the early detection and management of plant diseases. By using this approach, Cameroonian farmers could benefit from better crop monitoring and rapid response to infestations, helping to improve food security and preserve crop yields.

**Keywords : Diseases, Plants, Machine Learning, Neural Networks, Convolutional Neural Networks, Classification.**

## SOMMAIRE

RESUME .....	i
ABSTRACT .....	ii
SOMMAIRE .....	iii
ACRONYMES ET SIGLES .....	iv
LISTE DES FIGURES .....	v
INTRODUCTION GENERALE .....	1
1. Contexte général de l'étude .....	1
2. Problématique de l'étude .....	2
3. Hypothèse de l'étude .....	3
4. Objectif de l'étude .....	3
5. Justification de l'étude .....	4
6. Plan du mémoire.....	6
CHAPITRE 1 : CADRE THEORIQUE ET CONCEPTUEL .....	7
<b>Introduction</b> .....	7
1. Maladies des plantes et enjeux agricoles au Cameroun .....	7
2. Techniques de classification traditionnelles en agronomie.....	8
3. Introduction au machine Learning et au Deep Learning .....	9
4. Applications du machine Learning et du Deep Learning dans l'agriculture.....	10
Conclusion .....	11
CHAPITRE 2 : METHODOLOGIE DE RECHERCHE .....	12
<b>Introduction</b> .....	12
1. Nature de la recherche .....	12
2. Variable de recherche .....	12
3. Outils de recherche .....	16
4. Etude antérieures sur la classification des maladies des plantes.....	18
<b>Conclusion</b> .....	19
CHAPITRE 3 : PRESENTATION LMT Group <b>ET DES DONNEES COLLECTEES</b> .....	20
<b>Introduction</b> .....	20
1. Présentation de l'entreprise .....	20
2. Taches effectuées au sein de l'entreprise .....	23
<b>Conclusion</b> .....	30
CHAPITRE 4 : ANALYSE DIAGNOSTIQUE DE LA SITUATION ET PROPOSITION D'INTERVENTION .....	31
<b>Introduction</b> .....	31
1. Présentation et analyse de la situation .....	31
2. Intervention proposée et justification .....	32
3. Objectifs de l'intervention - projet envisagé .....	33
4. Composante de l'intervention envisagée.....	33

5. Stratégies d'action et contenu .....	34
7. Faisabilité .....	42
<b>Conclusion</b> .....	43
CONCLUSION GENERALE .....	43

## ACRONYMES ET SIGLES

**IA** : Intelligence artificielle

**ML** : Machine Learning

**DL** : Deep Learning

**API** : Application programming interface

**CNN** : Convolutional Neural Network, Réseau de neurones convolutif

---

**LISTE DES FIGURES**

Figure 1:.....	13
Figure 2:.....	13
Figure 3:.....	14
Figure 4: .....	15
Figure 5: .....	21
Figure 6 :.....	21
Figure 7 :.....	23
Figure 8 :.....	24
Figure 9 :.....	24
Figure 10:.....	25
Figure 11: .....	26
Figure 12: .....	26
Figure 13 :.....	27
Figure 14: .....	28
Figure 15: .....	29
Figure 16: .....	30
Figure 17: .....	33
Figure 18: .....	33
Figure 19: .....	34
Figure 20 : .....	34
Figure 21: .....	35
Figure 22 : .....	35
Figure 23 : .....	35
Figure 24 : .....	36
Figure 25 : .....	36
Figure 26 : .....	36
Figure 27 : .....	37
Figure 28 : .....	37

## INTRODUCTION GENERALE

L'agriculture joue un rôle fondamental dans l'économie et la sécurité alimentaire des pays en développement. Cependant, les maladies des plantes représentent un défi majeur pour les agriculteurs, entraînant des pertes de rendement et menaçant la disponibilité des denrées alimentaires essentielles. Face à cette problématique, l'utilisation de techniques avancées d'intelligence artificielle telles que le machine Learning et le Deep Learning offre une approche novatrice pour la classification précise et rapide des maladies des plantes. Cette étude se concentre sur l'exploration de ces techniques afin de fournir aux agriculteurs des outils de détection précoce et de gestion efficace des maladies des cultures, contribuant ainsi à améliorer la sécurité alimentaire. Les maladies des cultures agricoles peuvent se propager rapidement dans un environnement agricole et causer des ravages considérables sur les cultures. Les méthodes traditionnelles de détection et de classification peuvent s'avérer laborieuses, coûteuses et sujettes aux erreurs humaines.

### 1. Contexte général de l'étude

Le Cameroun est un pays en développement d'Afrique centrale, où l'agriculture joue un rôle très important dans le pays. Cependant, les maladies des plantes représentent un obstacle majeur pour la productivité agricole, entraînant des pertes de récoltes, des diminutions de rendement et une vulnérabilité alimentaire accrue. Les maladies fongiques, bactériennes et virales peuvent se propager rapidement, touchant diverses cultures, notamment les céréales, les légumes et les fruits, avec des conséquences économiques et sociales importantes pour les communautés agricoles.

### 2. Problématique de l'étude

#### 2.1. Problème général

A l'intersection de l'agriculture et de la technologie, émergent des opportunités passionnantes pour accélérer la détection des maladies des plantes, un défi crucial pour la sécurité alimentaire mondiale.

Afin de détecter rapidement l'apparition des maladies agricoles est-il possible d'utiliser les techniques d'intelligence artificielle pour le faire ?

#### 2.2. Problème spécifique

La classification des maladies des plantes à travers des techniques telles que le machine Learning et le Deep Learning offre une approche novatrice pour résoudre le problème de détection des maladies chez les plantes. Ainsi,

Ainsi l'utilisation des techniques d'Intelligence Artificielle telles que le Deep Learning dans le cadre d'une classification des maladies peut-elle aider à résoudre ce problème ?

### **3. Hypothèse de l'étude**

#### **3.1. Hypothèse générale**

En utilisant des techniques de machine Learning et de Deep Learning, il est possible de développer des modèles de classification efficaces et précis pour détecter et classifier les maladies des plantes à partir d'images de feuilles infectées au Cameroun, permettant ainsi d'améliorer la sécurité alimentaire en facilitant une détection précoce et une gestion appropriée des infections.

#### **3.2. Hypothèses spécifiques**

En utilisant des réseaux de neurones convolutifs (CNN) comme modèle de Deep Learning, l'ajout de techniques de transfert d'apprentissage basées sur des modèles pré-entraînés sur des ensembles de données agricoles mondiale améliorera significativement la précision de la classification des maladies des plantes au Cameroun, même en utilisant des ensembles de données locale de taille limitée.

### **4. Objectif de l'étude**

#### **4.1. Objectif général**

Le principal objectif de ce rapport est de développer des modèles de Deep Learning, afin de fournir aux agriculteurs des outils précis et efficaces pour détecter rapidement les maladies affectant les cultures agricoles à partir d'images de feuilles infectées, leur permettant de proposer une intervention rapide

### **5. Justification de l'étude**

Les raisons qui nous poussent à faire cette étude sont les suivantes :

- Limitations de ressources : Dans certaines régions du Cameroun, l'accès à des experts en agronomie et aux laboratoires de diagnostic est limité. L'utilisation de l'apprentissage automatique pour la détection des maladies peut fournir une solution abordable et accessible, en permettant aux agriculteurs et aux agents agricoles d'obtenir rapidement des informations sur les maladies sans avoir besoin d'infrastructures coûteuses.
- Impact environnemental : La détection précoce des maladies peut contribuer à une utilisation plus judicieuse des pesticides et des produits chimiques agricoles. Cela réduirait potentiellement les effets néfastes sur l'environnement et la santé humaine, alignant ainsi la recherche sur des préoccupations mondiales telles que le développement durable et la protection de la biodiversité.
- Promotion de l'innovation : Mener une telle étude au Cameroun pourrait stimuler la recherche interdisciplinaire et l'innovation dans le domaine de l'agriculture intelligente. Cela pourrait encourager la collaboration entre les scientifiques, les ingénieurs et les agriculteurs, créant un écosystème favorable à l'adoption de nouvelles technologies pour résoudre les problèmes agricoles.

Dans le contexte du Cameroun, l'application de l'apprentissage automatique et du Deep Learning pour la détection des maladies chez les plantes pourrait non seulement améliorer la production agricole, mais aussi avoir un impact social, économique et environnemental positif sur les communautés agricoles et la nation dans son ensemble.

## **6. Plan du mémoire**

Hormis l'introduction et la conclusion générale, cette étude comporte quatre chapitres. Le premier chapitre est consacré au cadre conceptuel et théorique.

Le deuxième chapitre quant à lui est basé sur la présentation des méthodes utilisées pour la réalisation de ce projet, avec deux sous sections

Le troisième chapitre sera consacré à la présentation de l'entreprise dans laquelle nous avons effectué le stage et aussi une présentation des données collectées.

Et dans le quatrième chapitre, nous vous présenterons les résultats de l'implémentation pratique réalisée pour pouvoir détecter rapidement les maladies affectant les cultures agricoles.

# CHAPITRE 1 : CADRE THEORIQUE ET CONCEPTUEL

## I

### Introduction

Dans ce chapitre il sera question pour nous ,d'énoncer quelques-unes des différentes maladies qui affectent les cultures agricoles au Cameroun, de présenter les techniques traditionnelles de détection de ces maladies, et enfin une brève introduction sur les outils d'intelligence artificielle et leur application dans le domaine de l'agriculture au Cameroun.

#### 1. Maladies des plantes et enjeux agricoles au Cameroun

Au Cameroun, les maladies des plantes représentent un enjeu majeur pour l'agriculture et la sécurité alimentaire. Le pays compte une grande diversité de cultures, allant des céréales aux fruits en passant par les légumes, mais ces cultures sont souvent menacées par une variété de maladies, notamment fongiques, bactériennes et virales. Voici quelques-unes des principales maladies des plantes et les enjeux agricoles associés au Cameroun :

- Mildiou de la pomme de terre : Le mildiou, causé par le champignon *Phytophthora infestans*, est l'une des maladies les plus dévastatrices pour la culture de la pomme de terre. Il peut se propager rapidement et provoquer des pertes importantes de récoltes, affectant la sécurité alimentaire et les revenus des agriculteurs.
- Maladie de la mosaïque du manioc : Cette maladie virale affecte le manioc, qui est une culture de base pour de nombreuses communautés au Cameroun. La maladie de la mosaïque peut entraîner une décoloration des feuilles, une réduction du rendement et une détérioration de la qualité des racines de manioc.
- Mildiou de la tomate : Comme pour la pomme de terre, le mildiou affecte également la tomate, une culture importante au Cameroun. Les pertes de récoltes dues à cette maladie peuvent avoir un impact significatif sur l'approvisionnement en légumes frais et sur les revenus des agriculteurs.
- Flétrissement bactérien de la banane : Cette maladie bactérienne affecte les bananiers, une culture vitale pour de nombreuses communautés rurales au Cameroun. Le flétrissement

bactérien peut entraîner le dessèchement rapide des plants de bananes et causer des pertes importantes de récoltes.

- Pourriture brune des fruits du cacao : Le cacao est une culture clé pour l'économie camerounaise. La pourriture brune des fruits du cacao, causée par le champignon *Phytophthora* spp., peut endommager gravement les cabosses de cacao, réduisant ainsi la production de cacao et les revenus des agriculteurs.

Ces maladies des plantes représentent des défis considérables pour les agriculteurs camerounais. Elles peuvent entraîner des pertes importantes de récoltes, diminuer la productivité agricole, menacer la sécurité alimentaire et impacter l'économie rurale.

## 2. Techniques de classification traditionnelles en agronomie :

En agronomie, les techniques de classification traditionnelles sont des méthodes d'analyse couramment utilisées pour identifier et classer les maladies des plantes, les espèces végétales ou d'autres caractéristiques agronomiques. Ces méthodes reposent généralement sur des critères visuels, des symptômes observés ou des caractéristiques morphologiques. Voici quelques-unes des techniques de classification traditionnelles fréquemment utilisées en agronomie :

- Analyse morphologique : L'analyse morphologique consiste à étudier les caractéristiques physiques et morphologiques d'un organisme, telles que la taille, la forme, la couleur, la texture et la présence de certaines structures spécifiques. Cette approche est souvent utilisée pour identifier les espèces végétales et pour distinguer différentes formes de maladies des plantes.
- Analyse symptomatique : L'analyse symptomatique implique l'observation des symptômes présentés par une plante infectée par une maladie. Les symptômes peuvent inclure des taches, des décolorations, des nécroses, des déformations ou d'autres altérations visuelles. Ces symptômes peuvent être utilisés pour identifier la maladie spécifique.
- Analyse histologique : L'analyse histologique consiste à étudier les tissus et les cellules d'une plante infectée à l'aide de techniques de microscopie.
- Analyses biochimiques et moléculaires : Certaines analyses biochimiques et moléculaires peuvent être utilisées pour identifier des agents pathogènes spécifiques responsables des maladies des plantes. Cela peut inclure des tests d'ELISA (enzyme-linked immunosorbent assay), des techniques de PCR (polymerase chain reaction) et des analyses de protéines spécifiques.

Bien que ces techniques traditionnelles soient largement utilisées et se sont avérées utiles dans l'identification des maladies des plantes et des espèces végétales, elles peuvent avoir des limitations.

Par exemple, elles peuvent être sujettes à des erreurs humaines, dépendantes de l'expertise de l'observateur, et ne sont pas toujours adaptées pour la classification de grandes quantités de données.

### 3. notions machine Learning et au Deep Learning

L'introduction au machine Learning et au Deep Learning offre un aperçu des concepts fondamentaux de ces domaines de l'intelligence artificielle, qui ont révolutionné la manière dont les ordinateurs apprennent à partir des données. Voici une brève présentation de ces sujets :

#### ❖ Machine Learning :

Le machine Learning, ou apprentissage automatique en français, est un sous-domaine de l'intelligence artificielle qui permet aux ordinateurs d'apprendre des modèles et des règles à partir de données, sans être explicitement programmés. Au lieu de programmer des instructions spécifiques, on fournit à l'algorithme de machine Learning un ensemble de données d'entraînement, constitué d'exemples représentatifs du problème à résoudre. L'algorithme analyse ces données, identifie des motifs et des relations, puis génère un modèle qui peut être utilisé pour effectuer des prédictions sur de nouvelles données.

Les types courants de machine Learning comprennent :

- L'apprentissage supervisé : L'algorithme apprend à partir d'exemples étiquetés, c'est-à-dire des données où les réponses souhaitées sont connues. L'objectif est de prédire des étiquettes pour de nouvelles données non étiquetées.
- L'apprentissage non supervisé : L'algorithme apprend à partir de données non étiquetées et tente d'identifier des structures ou des groupements dans les données sans connaître les réponses souhaitées.
- L'apprentissage par renforcement : L'algorithme apprend à prendre des décisions en interagissant avec un environnement, en recevant des récompenses ou des pénalités en fonction de ses actions.

#### ❖ Deep Learning :

Le Deep Learning, ou apprentissage profond en français, est une branche avancée du machine Learning qui utilise des réseaux de neurones artificiels pour traiter et apprendre des représentations hiérarchiques à partir des données. Ces réseaux de neurones, souvent inspirés du fonctionnement du cerveau humain, sont organisés en couches successives de neurones, d'où le terme "profond". Le Deep Learning est particulièrement efficace dans le traitement de grandes quantités de données complexes, telles que des images, des sons et du texte. Les avantages du Deep Learning incluent sa capacité à capturer des caractéristiques pertinentes à partir de données brutes, sans nécessiter une ingénierie de fonctionnalités manuelle. Cela permet de résoudre des problèmes de manière plus automatique et souvent plus précise.

Ces techniques continuent d'évoluer rapidement et ont un impact significatif dans le monde réel, offrant des opportunités passionnantes pour l'innovation et l'amélioration de nombreux aspects de notre vie quotidienne. Cependant, il est important de noter que le succès du machine Learning et du Deep Learning dépend de la qualité des données d'entraînement et du bon choix d'algorithmes adaptés au problème spécifique à résoudre.

#### 4. Applications du machine Learning et du Deep Learning dans l'agriculture

Le machine Learning et le Deep Learning ont de nombreuses applications prometteuses dans le domaine de l'agriculture. Ces technologies émergentes offrent de nouvelles opportunités pour améliorer la productivité agricole, la gestion des ressources, la prévention des maladies des plantes et la prise de décision. Voici quelques-unes des applications du machine Learning et du Deep Learning dans l'agriculture :

- Prédiction des rendements : Les modèles de machine Learning peuvent être utilisés pour prédire les rendements des cultures en fonction de facteurs tels que les conditions météorologiques, le type de sol, les pratiques agricoles et les intrants utilisés. Cela permet aux agriculteurs de mieux planifier leurs récoltes et d'optimiser l'utilisation des ressources.
- Détection précoce des maladies des plantes : Le Deep Learning permet de développer des modèles de classification d'images qui peuvent identifier rapidement les symptômes de maladies des plantes sur les feuilles et les cultures. Cela permet une détection précoce des infections, facilitant une gestion rapide et ciblée pour réduire les pertes de récoltes.
- Gestion de l'irrigation : Les algorithmes de Machine Learning peuvent analyser les données de capteurs pour optimiser la gestion de l'irrigation. En utilisant ces modèles, les agriculteurs peuvent économiser de l'eau et éviter les problèmes de sous-irrigation ou de sur-irrigation.
- Sélection de variétés de cultures : Les modèles de machine Learning basé sur un système de recommandations peuvent aider à sélectionner les meilleures variétés de cultures pour une région donnée, en prenant en compte les caractéristiques du sol et du climat.

Ces applications du Deep Learning dans l'agriculture ont le potentiel de transformer la manière dont les agriculteurs gèrent leurs exploitations, améliorent leur productivité et prennent des décisions éclairées. En tirant parti de ces technologies, le secteur agricole peut devenir plus efficace, durable et résilient face aux défis futurs.

## CHAPITRE 2 : METHODOLOGIE DE RECHERCHE

### Introduction

Dans ce chapitre il sera question pour nous de présenter dans un premier temps la nature de la recherche ensuite nous énoncerons les variables de recherche et nous présenterons les modèles que nous avons choisi dans le cadre de cette recherche. Et en fin il sera question de présenter les outils qui nous ont permis de créer ces modèles et leur utilisation antérieur.

#### 1. Nature de la recherche

Le type de recherche dont il est question dans ce document est de nature perceptuel. L'objectif est d'explorer et décrire les données collectées d'expliquer les concepts pour une compréhension facile du sujet de recherche et de prédire.

#### 2. Variable de recherche

Les variables utilisées dans le cadre de cette recherche sont essentiellement des images de plantes malades et saines. Ces images sont constituées de 17 types de maladies réparties sur 14 espèces de plantes

#### 3. Outils de recherche

Microsoft power BI



Microsoft Power BI est une solution d'analyse de données de Microsoft. Il permet de créer des visualisations de données personnalisées et interactives avec une interface suffisamment simple pour que les utilisateurs finaux créent leurs propres rapports et tableaux de bord.

Python



C'est un langage de programmation de haut niveau interprété, interactif et orienté objet avec une sémantique dynamique, il peut s'utiliser dans de nombreux contextes et s'adapter à tout type d'utilisation grâce à des bibliothèques spécialisées. Il le centre de la réalisation de ce projet, c'est le langage que nous avons utilisé.

**Le logiciel cmdr**  :

Cmdr est un progiciel créé à partir de la pure frustration face à l'absence de bons émulateurs de console sur Windows.

**L'environnement virtuel Jupyter Notebook**  :

C'est un environnement de calcul interactif basé sur le Web permettant de créer des documents de bloc- notes. Il est construit à l'aide de plusieurs bibliothèques open source. Les versions de package dans Anaconda sont gérées par le système de gestion de package Conda.

**La bibliothèque Numpy**  :

Il s'agit d'une bibliothèque pour langage de programmation Python, destinée à manipuler des matrices ou tableaux multidimensionnels ainsi que des fonctions mathématiques opérant sur ces tableaux.

**La bibliothèque Pandas**  :

C'est une bibliothèque écrite pour le langage de programmation Python permettant la manipulation et l'analyse des données.

**Matplotlib**  :

C'est est une bibliothèque du langage de programmation Python destinée à tracer et visualiser des données sous formes de graphiques.

**Scikit-Learn**  :

Scikit-learn est une bibliothèque libre Python destinée à l'apprentissage automatique. Elle comprend des fonctions pour estimer des régressions logistiques, des algorithmes de classification, et les machines à vecteurs de support.

**Tensorflow**  :

C'est une bibliothèque de logiciels open source pour le calcul numérique de haute performance. Créée par l'équipe de Google dans le de faciliter la création des modules d'apprentissage automatique. Même si TensorFlow a été conçu pour les réseaux de neurones, il fonctionne bien pour d'autres réseaux où le calcul peut être modélisé sous forme de graphique de flux de données

**Streamlit**  Streamlit :

Streamlit est un Framework python open-source pour la création d'applications Web pour l'apprentissage automatique et la science des données. Nous pouvons instantanément développer des applications Web et les déployer facilement à l'aide de Streamlit. Streamlit vous permet d'écrire une application de la même manière que vous écrivez un code python

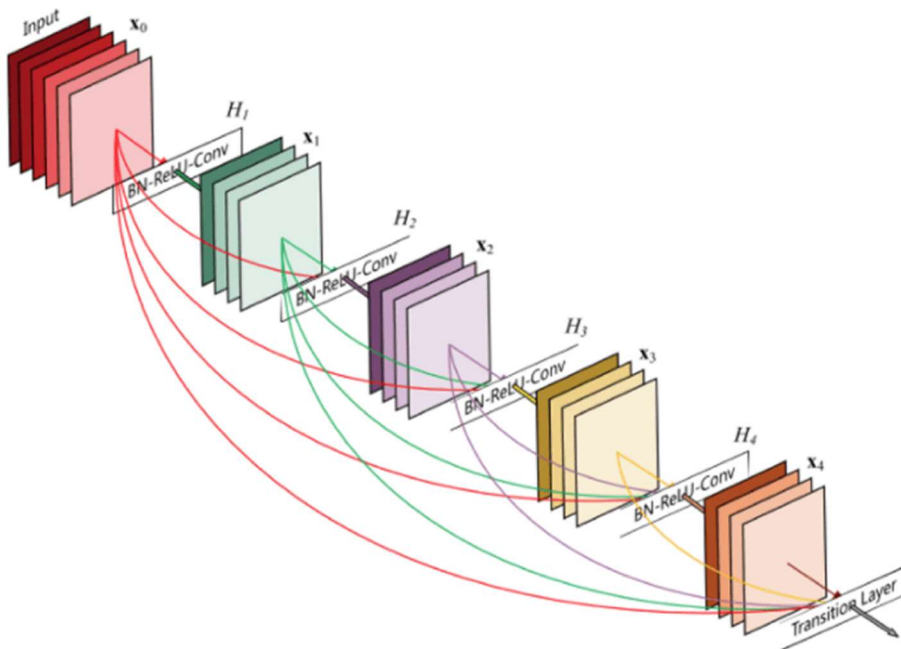
**Keras**  :

La bibliothèque Keras permet d'interagir avec les algorithmes de réseaux de neurones profonds et d'apprentissage automatique, notamment Tensorflow. Elle se Conçue pour permettre une expérimentation rapide avec les réseaux de neurones profonds

**4. Choix Modèles de Deep Learning**

La sélection des modèles de Deep Learning est un élément fondamental dans la conception de notre approche visant à classifier les maladies des plantes. Dans cette section, nous exposons les modèles spécifiques qui peuvent être utilisés pour résoudre un problème de classification, tout en mettant en avant leurs caractéristiques et leur pertinence. L'univers du Deep Learning propose une vaste gamme de modèles, chacun apportant ses atouts et ses limitations. Parmi ces modèles nous pourrions citer :

- ResNet
- MobileNetV2
- CNN (Convolutional Neural Network)



a. ResNet (Residual Network) : Le modèle ResNet se distingue par l'utilisation de blocs résiduels qui surmontent le problème de la dégradation de la performance due à la profondeur accrue des réseaux. Cette architecture permet l'apprentissage de caractéristiques hiérarchiques complexes, en enlevant les barrières traditionnelles posées par la profondeur.

Figure 1 : Architecture Resnet50

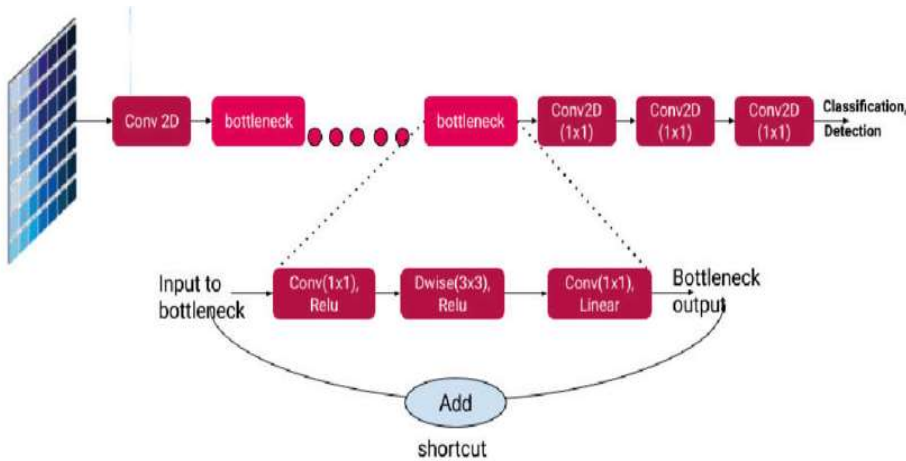


Figure 2 : Architecture MobileNetV2

b. MobileNetV2 : La légèreté et la rapidité de l'inférence sont cruciales pour des applications en temps réel et embarquées. MobileNetV2 répond à ces besoins en utilisant des blocs de convolution séparables en profondeur et en espace, permettant une réduction significative du nombre de paramètres tout en préservant la performance.

c. CNN (Convolutional Neural Network) : Les réseaux neuronaux convolutifs, ou CNN, sont des piliers de la vision par ordinateur.

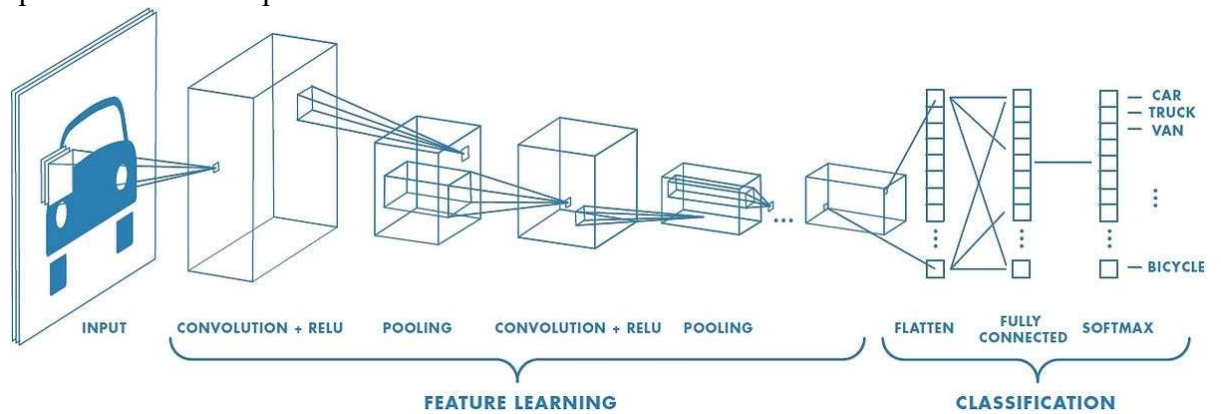


Figure 3 : Architecture CNN

Ils sont adaptés à la reconnaissance de motifs complexes dans des images. En personnalisant l'architecture et les hyperparamètres, nous pouvons exploiter la puissance des CNN pour notre tâche de classification. Le choix judicieux de ResNet, MobileNetV2 et CNN découle de leurs succès établis dans des domaines similaires, ainsi que de leur capacité à traiter des images complexes.

En somme, notre décision de sélectionner le CNN repose sur leur capacité à apprendre des caractéristiques significatives à partir d'images tout en tenant compte de diverses contraintes de performance. Ce choix fondamental contribue à l'élaboration d'une solution robuste et précise pour la classification automatisée des maladies chez les plantes.

## Comparaison Des Modèles

- Taille et complexité de l'ensemble de données : Si vous avez un grand ensemble de données complexe, les modèles plus profonds comme ResNet pourraient mieux capter les caractéristiques subtiles des images. Pour des ensembles de données plus petits, MobileNetV2 ou d'autres modèles plus légers pourraient être plus appropriés.
- Ressources computationnelles : Les modèles plus profonds comme ResNet nécessitent généralement plus de ressources en termes de temps de formation et de puissance de calcul. Si vous avez des ressources limitées, MobileNetV2 ou une version légèrement modifiée de CNN pourraient mieux convenir.
- Performance : Vous devrez expérimenter et évaluer les performances de chaque modèle sur votre ensemble de données spécifique. Utilisez des métriques telles que la précision, le rappel et le F1-score pour comparer les résultats.
- Interprétabilité : Certains modèles, comme CNN, peuvent être plus faciles à interpréter, ce qui pourrait être un avantage si vous avez besoin de comprendre les motifs que le modèle apprend.

En fin de compte, il est recommandé de mener plusieurs expériences en utilisant différents modèles et de comparer les résultats. Les modèles évoluent rapidement, il est donc important de suivre les nouvelles avancées et d'adapter votre choix en fonction des résultats que vous obtenez.

## Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la nature de notre étude, ensuite nous avons présente de façon brève les variables de recherche liée à notre recherche en définissant ces concepts. Dans la seconde partie, nous avons présenté les différents outils utilisés pour la réalisation de notre projet.

## CHAPITRE 3 : PRESENTATION DE LMT GROUP Cameroun

### Introduction

Ce chapitre parle exclusivement de l'entreprise qui nous a permis d'effectuer notre stage. nous allons présenter les services de l'entreprise, sa localisation et sa structure

### 1. Présentation de l'entreprise LMT GROUP Cameroun

#### 1.1. A Propos de LMT

LMT GROUP est un fournisseur de services à valeur ajoutée de télécommunications, leader en Afrique centrale, avec plus de 18 années d'expérience. Son expertise réside dans la conception, la mise en œuvre et le pilotage des solutions de gestion de la relation client pour nos partenaires, locaux et internationaux.

Les services offerts par LMT sont :

- Centre de contact
- SMS
- Numérotation
- Paiement Marchand
- Rent a Call
- WhatsApp Business

## 1.2. Localisation de l'entreprise

LMT est situé à la rue céper. Les plans de localisation ci-dessous sont tirés Google Mapp.

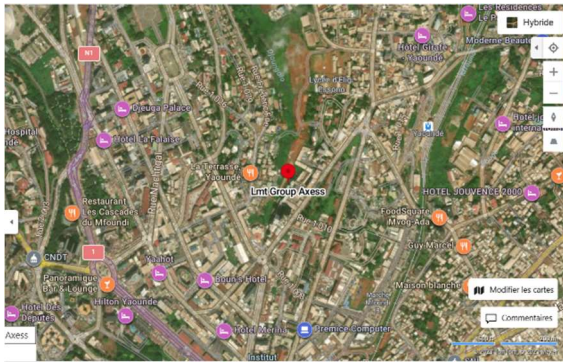


Figure 4 : Localisation de LMT (mode hybride)

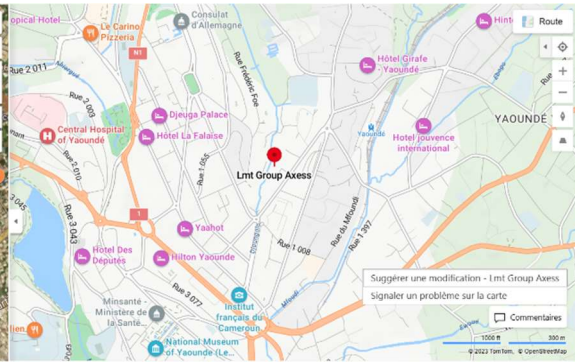


Figure 5 : Localisation de LMT (mode plan)

## 1.3. Structure de l'entreprise

LMT Group est subdivisé en quatre départements. On distingue :

- Département de Etude et Projet :

Le département étude et projet est chargé. Il est sous la responsabilité du chef de département projet.

- Département Commercial :

Le département de recherche est chargé d'effectuer des études, optimiser les algorithmes et publier des articles. Il est sous la responsabilité du chef de département de recherche.

- Département Technique :

Ce département est chargé de la conception et du déploiement des logiciel utiliser en interne par l'entreprise ou par les particulier (client de l'entreprise)

- Département Callcenter :

Dans ce département on rencontre les conseille client qui sont en charge de communiquer avec les client de l'entreprise

### 1.4. Mission

LMT est une entreprise qui a pour mission principale la conception des solutions omnicanal de gestion de la relation client qui permettent aux organisations d’accompagner leurs clients avec chaleur et professionnalisme en mettant l’accent sur :

- Développement commercial
- Fidélisation et expérience client
- Recouvrement de fonds
- Reconquête client

### 1.5. Organigramme de l’entreprise

LMT Group est organisé de la façon suivante :

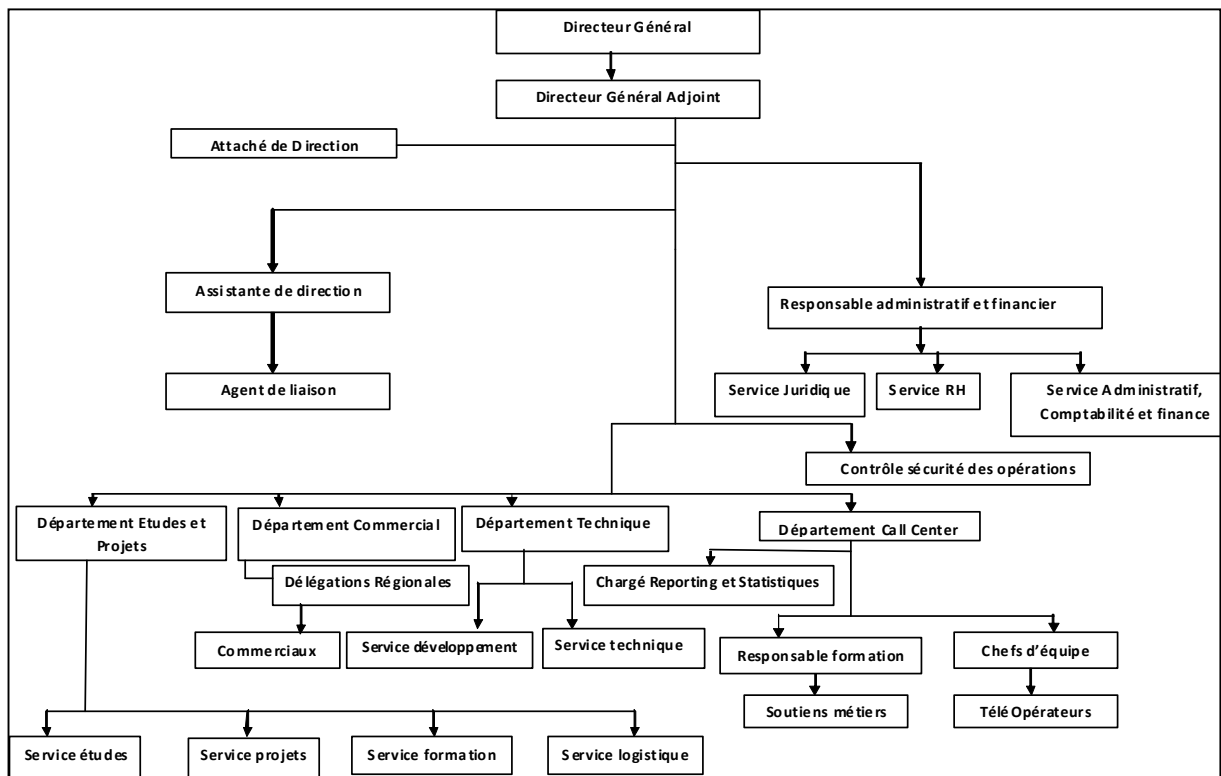


Figure 6 : Organigramme

## 2. Les données collectées

L'ensemble de données d'entraînement et de validation utilisées pour la réalisation et l'implémentation de l'algorithme de Deep Learning comprend des images de feuilles saines et infectées recueillies auprès de sources publiques ainsi que par une collecte indirecte auprès des agriculteur locaux. Toutes les images et données sont rendues publiques dans ce référentiel kaggle. L'ensemble de données d'origine est composé d'images soit 17 espèces de cultures réparties sur 14 types. Cet ensemble de données est mis gratuitement au public et les images sont collectées auprès de sources publiques. Ce jeu de données comprend 45850 images. Il y a 30850 images d'entraînement et 15000 images de test.

Cet ensemble de données permet aux utilisateurs de publier, de rechercher et de collaborer sur des ensembles de données à grande échelle et significative.

### Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté LMT Group, entreprise dans laquelle nous avons effectué notre stage académique, la structure de l'entreprise, les services qu'elle offre.

## CHAPITRE 4 : ANALYSE DIAGNOSTIQUE DE LA SITUATION ET PROPOSITION D'INTERVENTION

# IV

### Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons également les étapes de mise en œuvre pour la réalisation de notre modèle (Deep Learning) d'expérimentation ainsi que les tests effectués, ensuite nous évaluerons les résultats obtenus et présenterons la solution logicielle implémentée.

#### 1. Intervention proposée et justification

- ✓ Intervention  
Nous avons choisi d'implémenter un modèle CNN
- ✓ Justificatif
  - Capacité d'apprentissage des caractéristiques complexes

Les maladies chez les plantes se manifestent par des caractéristiques visuelles subtiles et parfois complexes. Les CNN sont conçus pour extraire automatiquement et de manière hiérarchique des caractéristiques pertinentes à partir des images. Cette capacité intrinsèque à apprendre des motifs et des attributs visuels complexes est essentielle pour détecter et classifier efficacement les maladies.

- Aux variations et aux transformations

Les images de plantes peuvent présenter diverses variations, telles que des variations d'éclairage, d'angle de vue, et d'échelle. Les CNN sont résilients face à ces variations grâce aux opérations de convolution et de pooling, qui permettent une reconnaissance robuste des motifs, indépendamment de certaines altérations.

- Prise en compte des relations spatiales

Les CNN exploitent les relations spatiales entre les pixels d'une image. Les maladies végétales peuvent souvent se manifester par des motifs spécifiques répartis sur une zone limitée de la plante. Les opérations de convolution permettent de capturer ces relations spatiales, améliorant ainsi la précision de la classification.

- Avancées technologiques et succès antérieurs

L'utilisation réussie de CNN dans des domaines tels que la reconnaissance d'objets, la détection d'anomalies et la classification d'images médicales a démontré leur potentiel dans la résolution de problèmes de classification complexes. Ces succès antérieurs renforcent la justification de leur utilisation pour la classification des maladies chez les plantes.

## 2. Objectifs de l'intervention - projet envisagé

### i. Objectif général

L'objectif de cette intervention est de montrer l'impact de l'application des outils de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'agriculture au Cameroun, notamment sur la classification des maladies des plantes.

### ii. Objectifs spécifiques

Est de mettre sur pied un service d'aide de détection rapide des maladies qui affectent les cultures des agriculteurs camerounais grâce à un modèle de Deep Learning capable de résoudre le problème de classification des maladies des plantes au Cameroun

Nom	Modifié le	Type	Taille
cerise_Powdery_mildew	09/08/2023 11:59	Dossier de fichiers	
cerise_saine	09/08/2023 14:10	Dossier de fichiers	
mais_Cercospora_leaf_spot Gray_leaf_spot	09/08/2023 12:00	Dossier de fichiers	
mais_Common_rust_	09/08/2023 12:00	Dossier de fichiers	
mais_healthy	09/08/2023 14:10	Dossier de fichiers	
mais_Northern_Leaf_Blight	09/08/2023 12:02	Dossier de fichiers	
patate_Early_blight	09/08/2023 12:03	Dossier de fichiers	
patate_saine	09/08/2023 14:10	Dossier de fichiers	
poivre_Bacterial_spot	09/08/2023 12:03	Dossier de fichiers	
poivre_sain	09/08/2023 14:10	Dossier de fichiers	
tomate_Late_blight	09/08/2023 12:05	Dossier de fichiers	
tomate_saine	09/08/2023 14:10	Dossier de fichiers	

Figure 7 : classes jeu de données

### 3. Composante de l'intervention envisagée

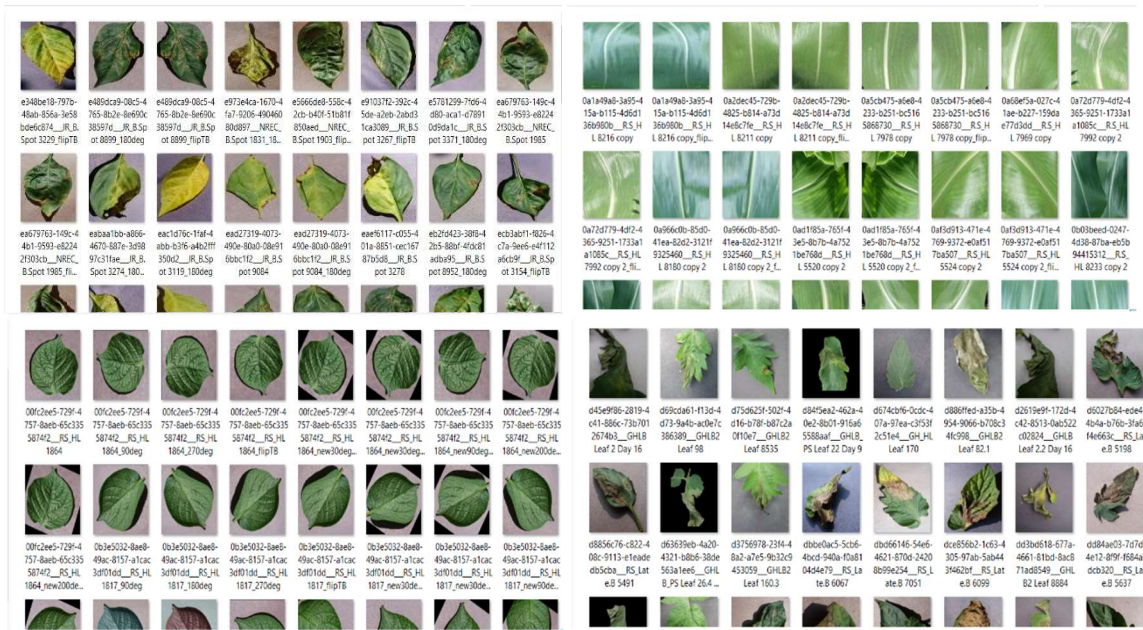


Figure 8 : Image jeu de données

#### 3.1 Stratégies d'action et contenu.

##### i) Expérimentations et observations

###### ➤ MobileNetV2

```

File Edit Selection View Go Run Terminal Help
APPmemoire.py | memoire_code.ipynb | memoire_2.ipynb | memoire_3.ipynb
memoire_2.ipynb > base_model = MobileNetV2(weights = 'imagenet', include_top = False)
+ Code + Markdown + Run All + Restart + Clear All Outputs + Variables + Outline ...
Found 718 images belonging to 12 classes.
base_model = MobileNetV2(weights = 'imagenet', include_top = False)
x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(1024, activation = 'relu')(x)
predictions = Dense(train_generator.num_classes, activation='softmax')(x)
model = Model(inputs = base_model.input, outputs = predictions)
    
```

###### ➤ ResNet50

```

EXPLORER | APPmemoire.py | memoire_code.ipynb | memoire_2.ipynb | memoire_3.ipynb
memoire_3.ipynb > history = model.fit(train_generator,
+ Code + Markdown + Interrupt + Restart + Clear All Outputs + Go To + Variables + Outline ...
Found 575 images belonging to 12 classes.
base_model = ResNet50(weights = 'imagenet', include_top = False)
x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(256, activation = 'relu')(x)
predictions = Dense(num_classes, activation='softmax')(x)
model = Model(inputs = base_model.input, outputs = predictions)
    
```

Figure 9 : création modèles

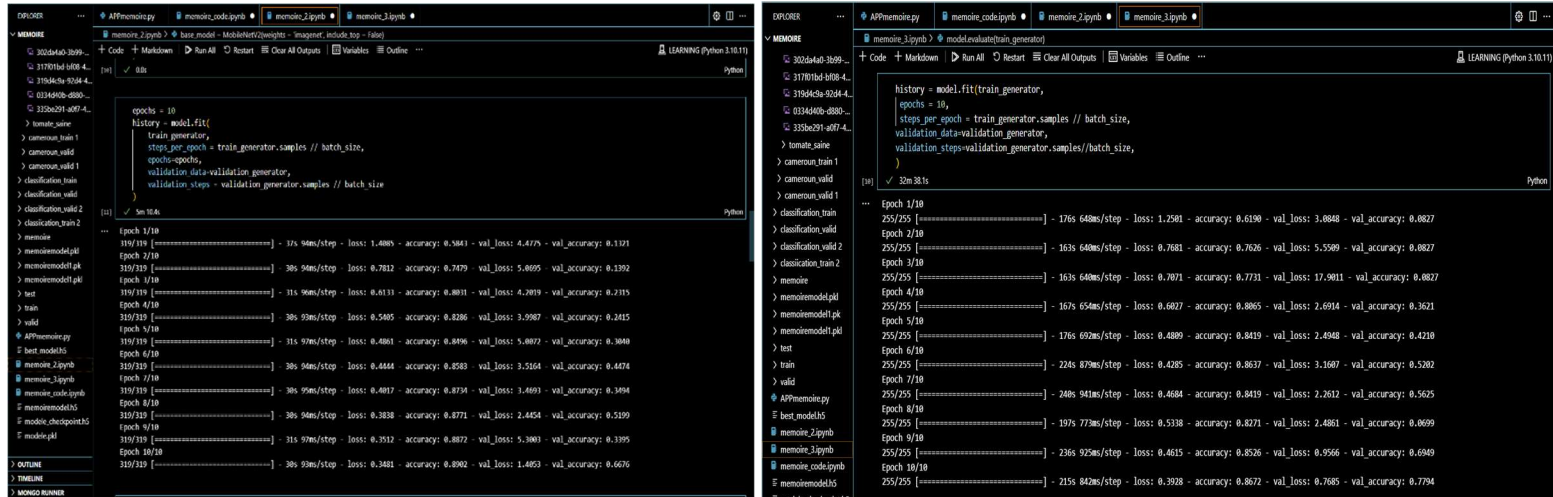


Figure 10 : Modèle Loss Progress During Training.

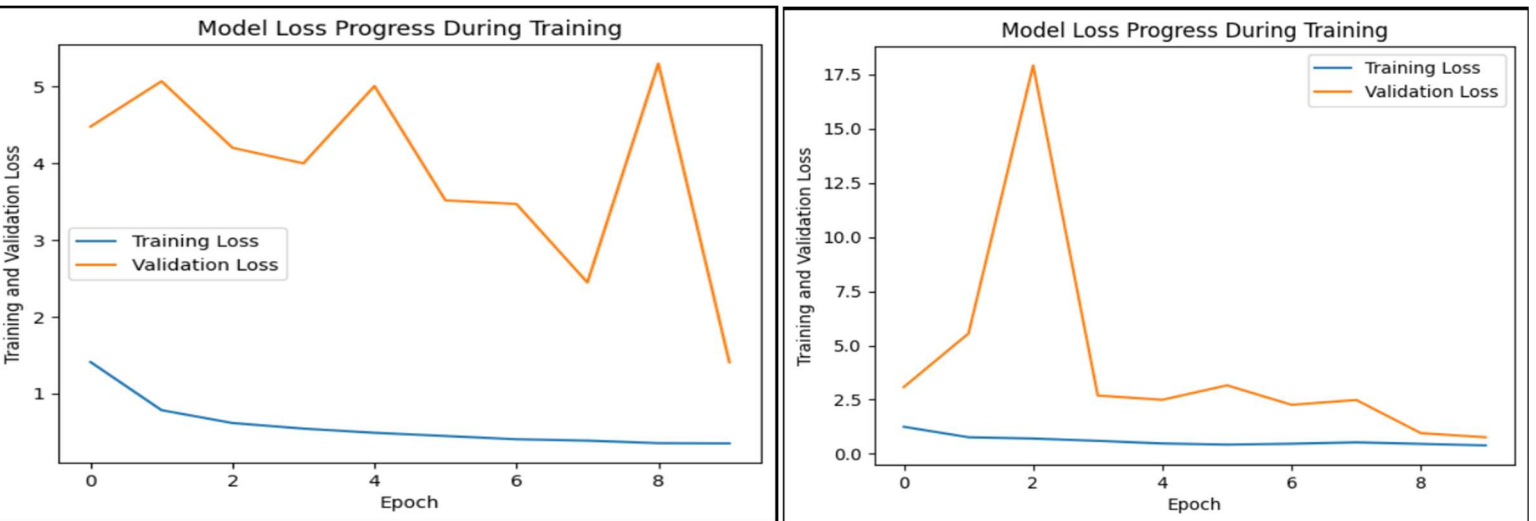


Figure 11 : Modèle Loss Progress During Training.

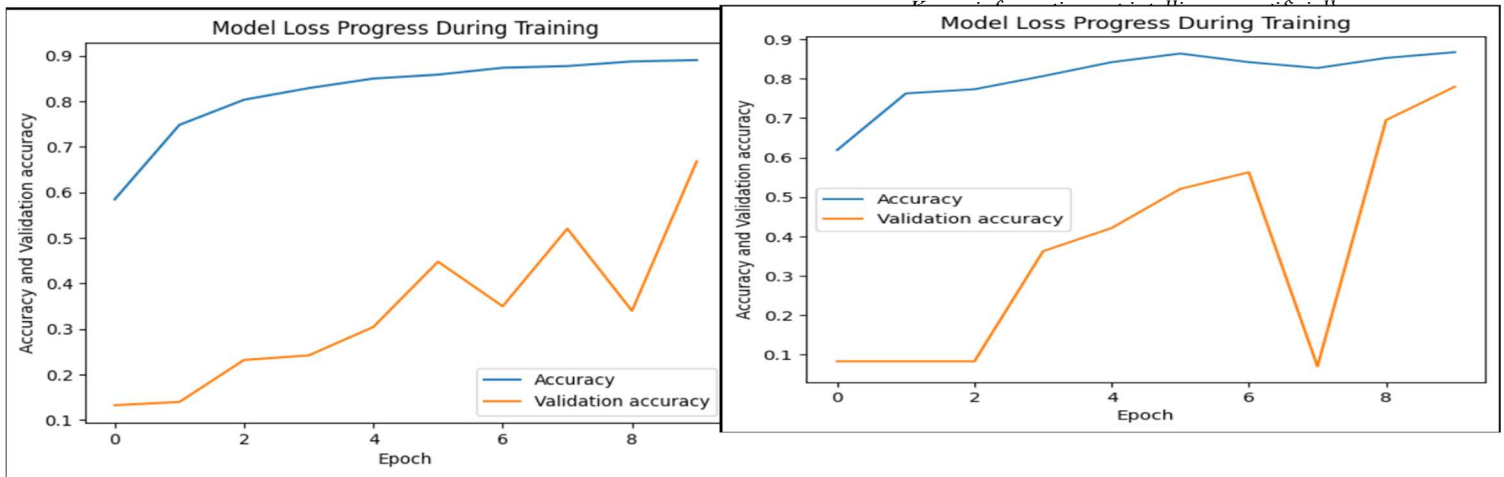


Figure 12 : Modèle Accuracy Progress During Training.

### 3.2 Conception d'un modèle Deep Learning pour la détection des maladies chez les plantes

#### a. Description du modèle

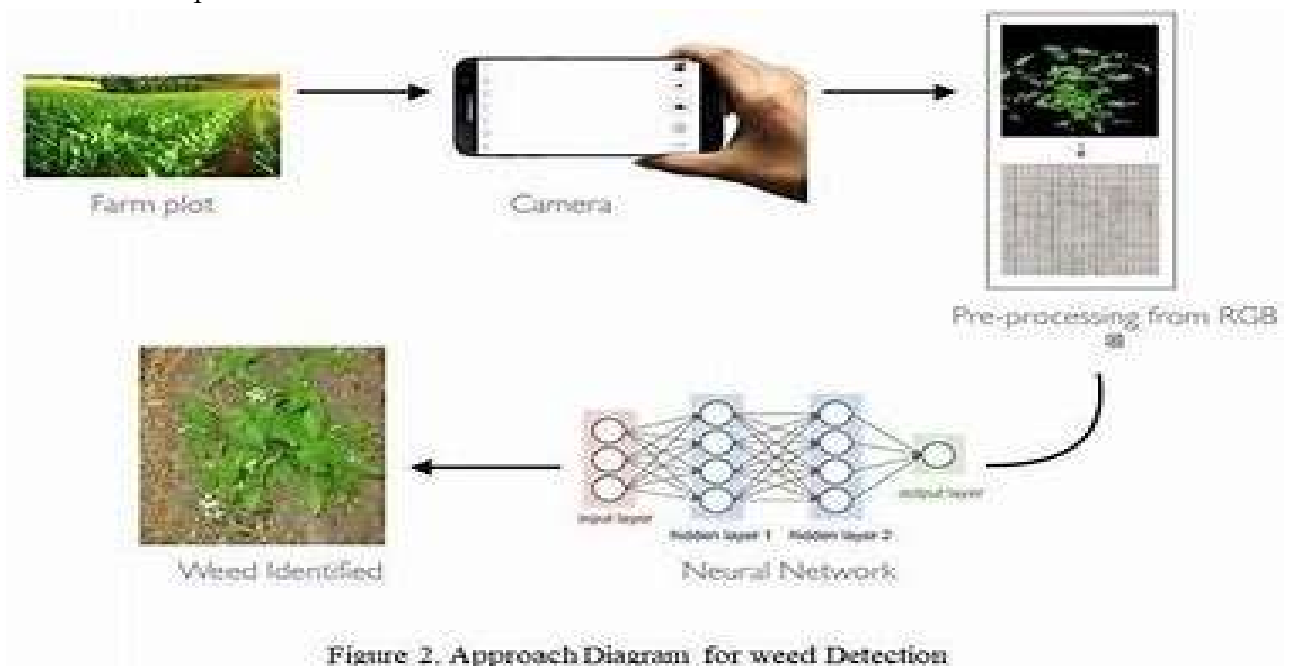


Figure 2. Approach Diagram for weed Detection

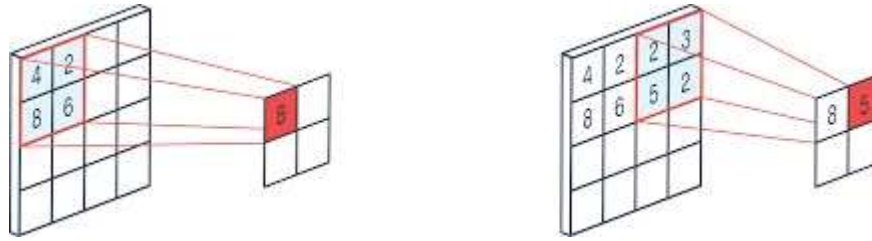


Figure 15 : étape de Max Pooling

```

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers
from tensorflow.keras import models
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D, Flatten, Dense, Dropout, BatchNormalization
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras.callbacks import ModelCheckpoint, EarlyStopping
from tensorflow.keras.callbacks import ReduceLROnPlateau
from tensorflow.keras.regularizers import l2

train_data_dir = 'C:/Users/abaga/IA_keyce/yomy/memoire/cameroun/cameroun_train'
valid_data_dir = 'C:/Users/abaga/IA_keyce/yomy/memoire/cameroun/cameroun_valid'

model = Sequential()

model.add(Conv2D(64, (3,3), input_shape = (64,64,3), activation = 'relu', padding= 'same'))
model.add(MaxPooling2D(2,2))
model.add(Conv2D(128, (3,3), activation = 'relu', padding= 'same'))
model.add(MaxPooling2D(2,2))
model.add(Conv2D(256, (3,3), activation = 'relu'))
model.add(MaxPooling2D(2,2))
    
```

Figure 16 : importation et création de model

```

model.add(Flatten())
model.add(Dense(units = 32, activation = 'relu'))
model.add(Dense(units = 12, activation = 'softmax'))
model.summary()
    
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 64, 64, 64)	1792
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 32, 32, 128)	73856
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 128)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 14, 14, 256)	295168
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 7, 7, 256)	0
flatten (Flatten)	(None, 12544)	0
dense (Dense)	(None, 32)	401440

Figure 17 : présentation de la structure du modèle et Des paramètres utilisés pour la conception du modèle

## b. Optimisation du modèle



```

#Early Stopping
callback = tf.keras.callbacks.EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1,patience=2)

#model Checkpoint
mc = ModelCheckpoint('best_model.h5', monitor='val_accuracy', mode='max', verbose=1, save_best_only=True)

#ReduceLROnPlateau
reduce_lr = ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.2, patience=3, min_lr=1e-6)

```

Figure 18 : optimisation

**EarlyStopping** : est utilisé pour surveiller la performance du modèle au fil de l'entraînement et arrêter l'entraînement dès que la performance cesse de s'améliorer, afin d'éviter le surapprentissage

**Model Checkpoint** : c'est une technique qui permet d'améliorer la vitesse et la performance finale d'un réseau de neurones artificiel. Elle est utilisée pour normaliser et mettre à l'échelle les données à l'entrée du réseau de neurone en ajustant toutes les valeurs de d'entrée, ceci permet de régulariser le modèle neuronal et d'éviter que certaines données très élevées dominent les autres.

**ReduceLROnPlateau** : permet de surveiller la métrique comme la perte (loss) ou la précision, pendant l'entraînement. Si cette métrique cesse de s'améliorer, le taux d'apprentissage est réduit automatiquement, ce qui peut aider à stabiliser l'entraînement et à permettre au modèle de converger plus efficacement

## 4. Résultat et discussions

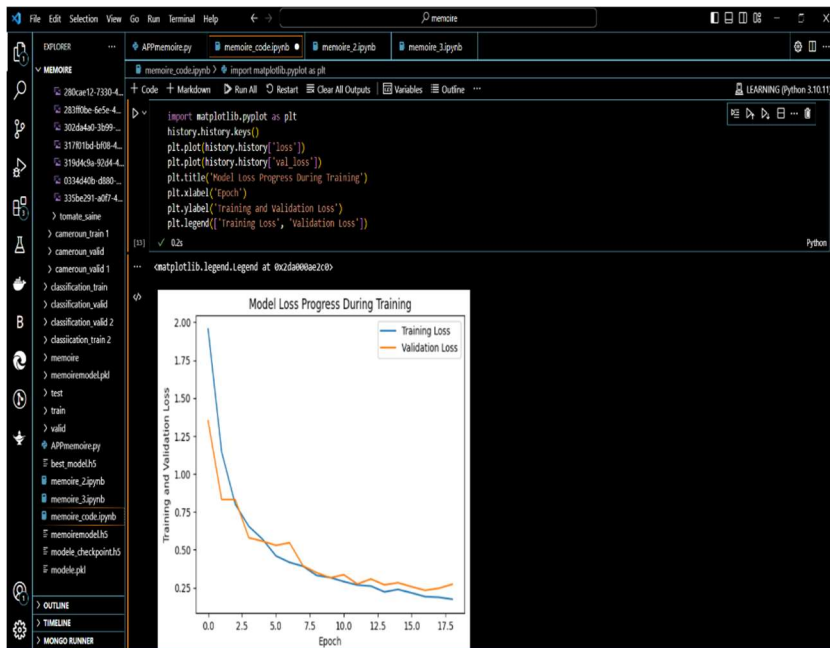
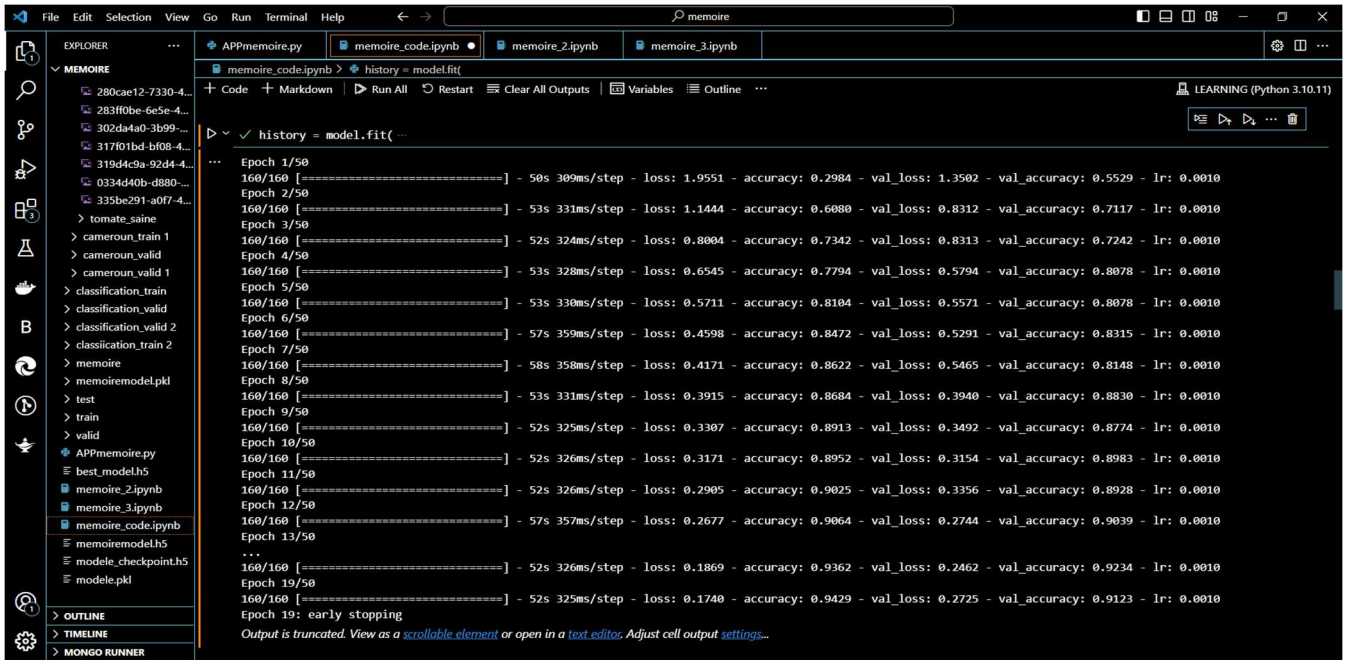


Figure 20 ; Model Loss Progress During Train

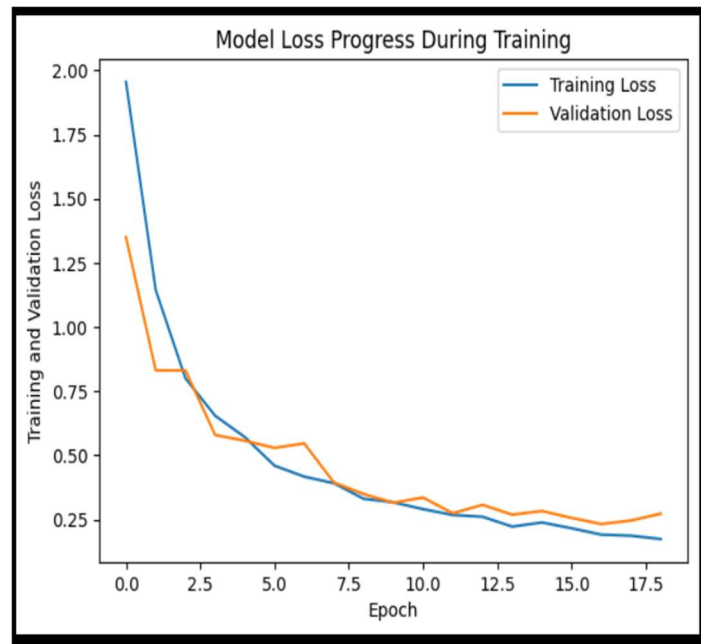


Figure 21 ; Plot Model

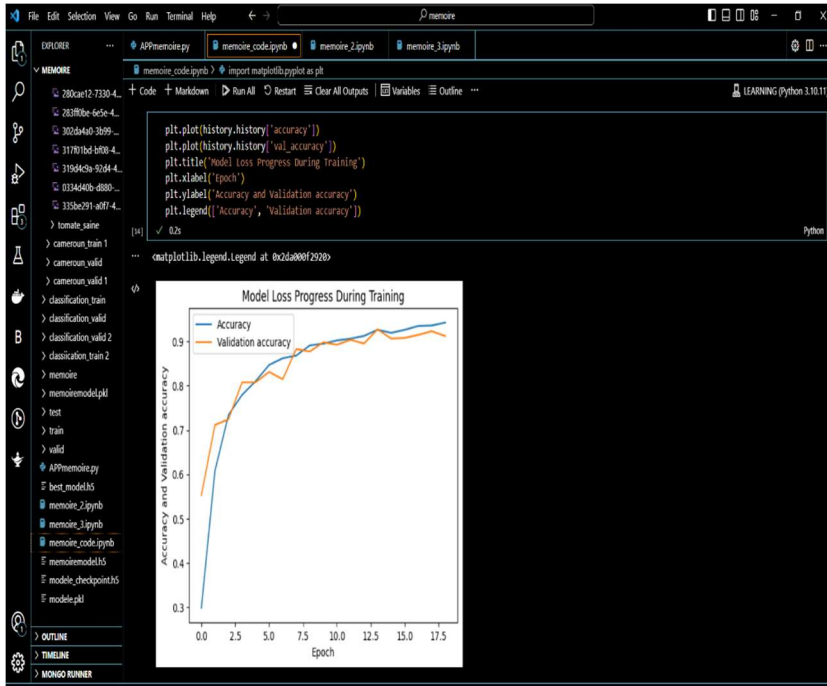


Figure 22: Model Accuracy Progress During Train

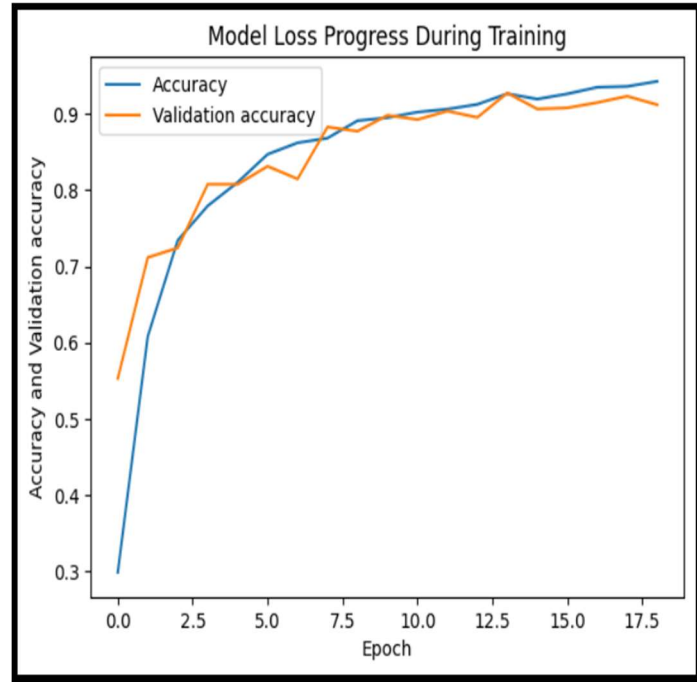


Figure 23 ; Plot Model

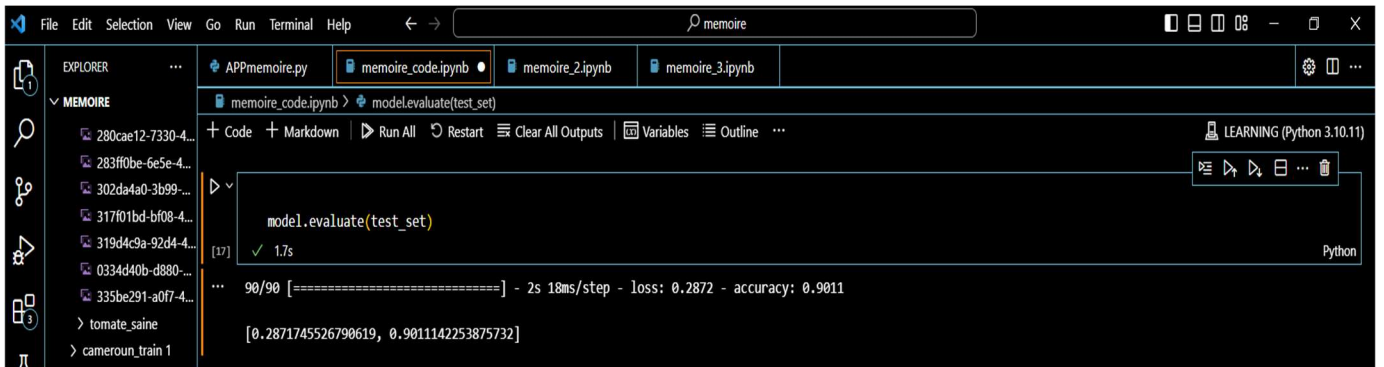


Figure 24: Résultat du modèle après l'optimisation

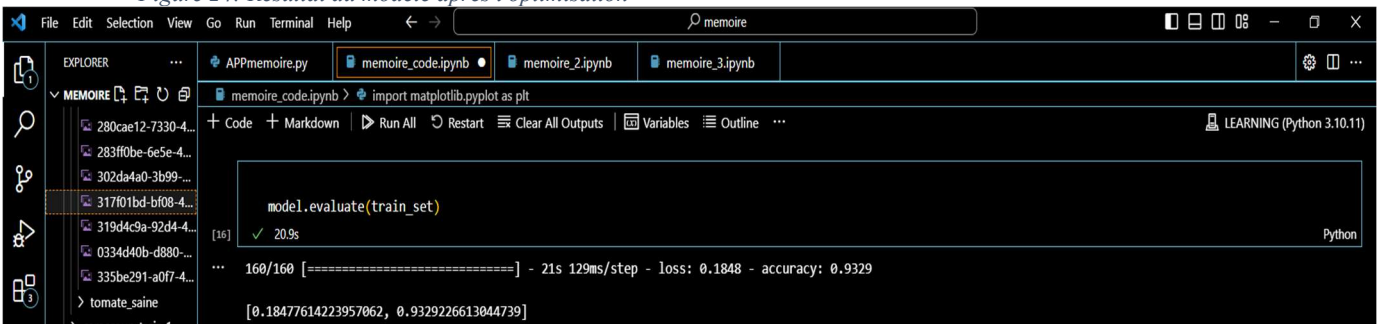


Figure 25: Résultat du modèle après l'optimisation

### Interprétation des résultats

Les résultats d'entraînement de notre modèle de classification Deep-Learning pour une durée de 50 époques montrent que les courbes de l'entraînement et de validation diminuent toutes les deux pour l'erreur (Loss) et elles augmentent ensemble pour la précision (Accuracy). Elles évoluent ensemble vers le bon sens et tendent vers de meilleurs résultats malgré l'existence de certaines oscillations dans les courbes de validation mais ceci ne dégrade pas la performance du modèle.

Lors de l'entraînement du modèle nous remarquons que lorsque le nombre des époques est augmenté, le taux de précision augmente et le taux d'erreur diminue. Nous remarquons aussi que ceci n'est pas proportionnel car en arrivant à un certain seuil d'époques, le modèle commence à se stabiliser et l'augmentation du nombre d'époques n'est pas aussi importante qu'au début. Cependant nous avons remarqué également que l'augmentation des époques à permis d'améliorer la classification des catégories.

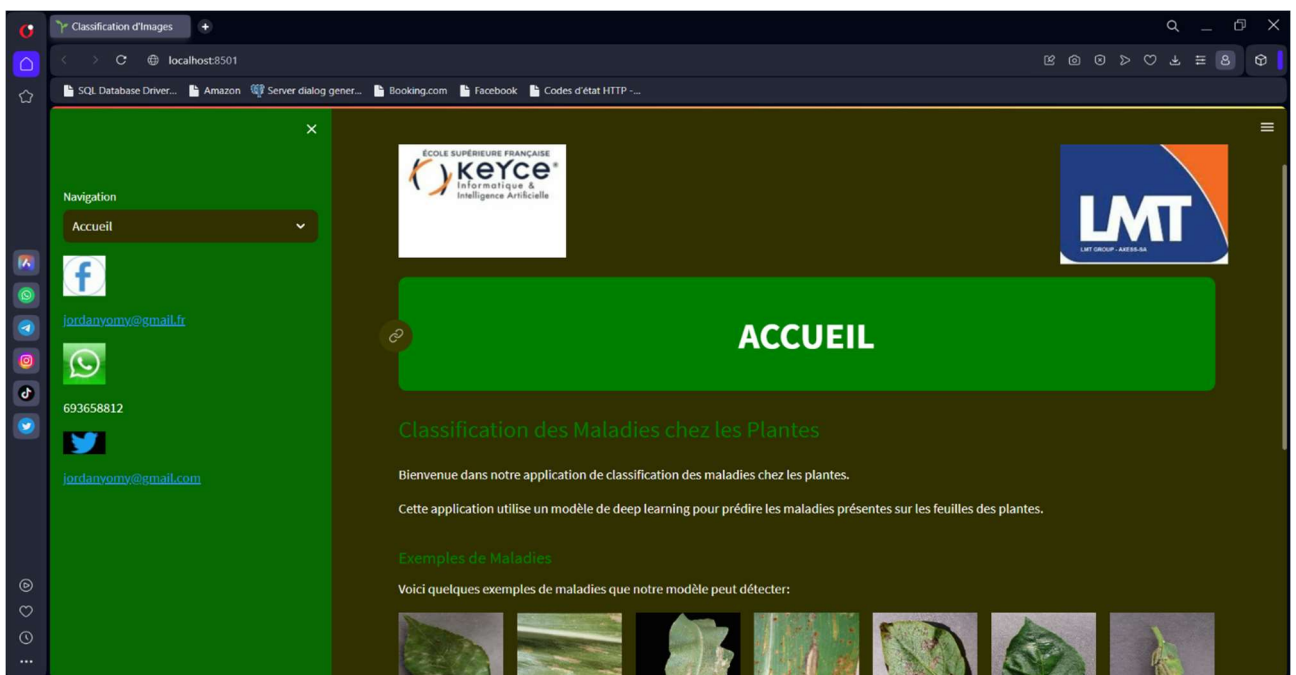


Figure 27 : fonction de prédiction

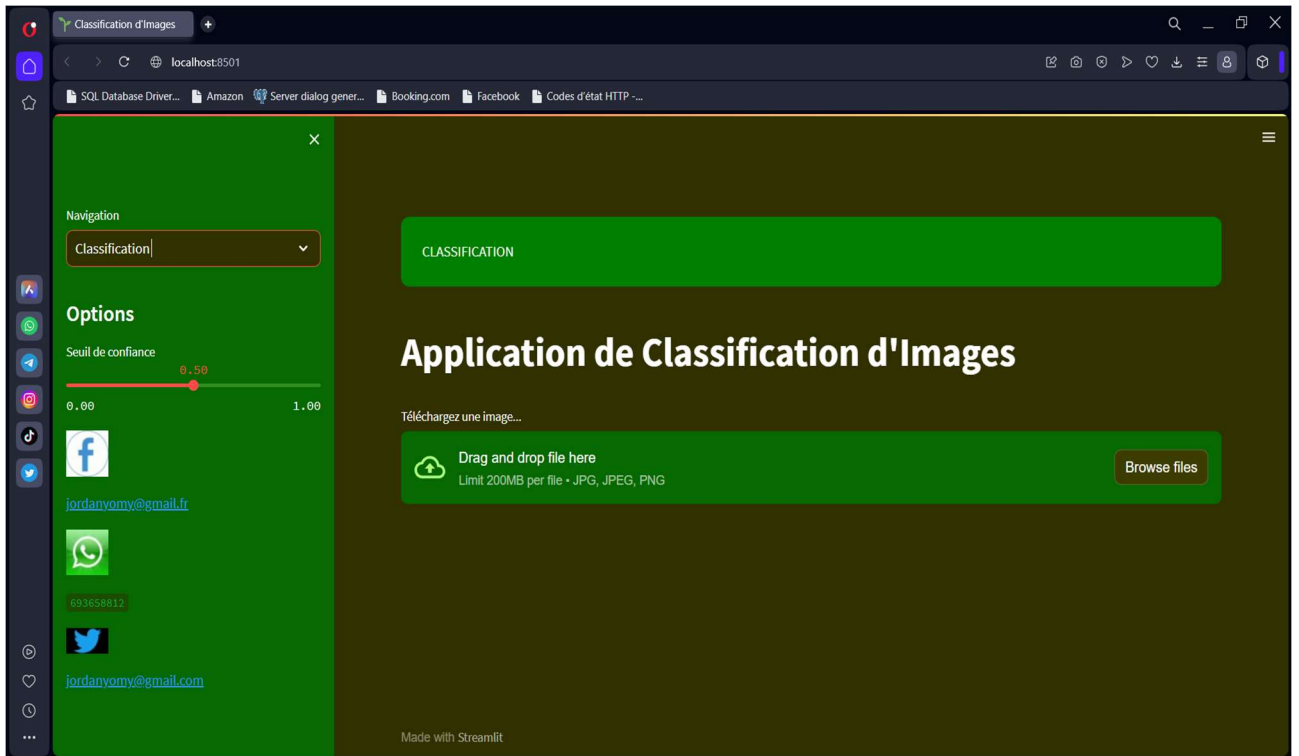


Figure 28 : fonction de prédiction

## 6. Faisabilité

L'étude de faisabilité est très importante car elle permet à des personnes intéressées ou potentiels investisseurs d'investir en tenant compte de l'aspect financier qui est très souvent un frein. Il vise à contrôler si le projet est réalisable ou non, au travers de l'analyse de différents facteurs : Facteurs économiques et financiers. La budgétisation du projet passe par la budgétisation des différentes phases et aussi par la budgétisation de toutes leurs activités. Tout ceci ne concerne que le plan technique du projet.

### A. Technique

L'évaluation du coût du projet sera divisée entre les différentes ressources nécessaires qui sont : logicielles, matériels et humaines.

Logiciel	Rôle	Prix (FCFA)
Power bi	C'est un outil pour La Visualisation des données	25 500/mois

Windows	Système d'exploitation Microsoft	150 500 /mois
<b>Total</b>		176000/mois

Tableau 1 : Ressources logicielle

La configuration du matériel a utilisé est la suivante :

Logiciel	Prix (FCFA)
PC (CPU 2.53GHz, 16Go RAM, 500Go ROM)	850.000
Une connexion internet	50 000 / mois
<b>Total</b>	<b>900 000</b>

Tableau 2 : Ressources matérielles

La réalisation de ce projet nécessite la main d'œuvre d'un Data scientist, et le salaire moyen pour le poste de Data Analyst est de 500 000 FCFA an Cameroun selon le site Glassdoor.fr.

## Conclusion

En conclusion, l'utilisation d'un réseau de neurones convolutifs (CNN) pour la classification des maladies chez les plantes au Cameroun est justifiée par leur capacité à apprendre des caractéristiques complexes, à s'adapter aux variations, à saisir les relations spatiales, à traiter un grand volume de données et à capitaliser sur les avancées technologiques éprouvées. Cette approche offre une solution prometteuse pour la détection précoce des maladies végétales, contribuant ainsi à la sécurité alimentaire et au développement durable de l'agriculture dans le pays.

## CONCLUSION GENERALE

Rendus au terme de notre rapport de stage sur le thème : « **détection des maladies des cultures agricoles : utilisation d'une application basée sur un modèle Deep Learning** », nous nous étions fixés comme objectifs d'adopter une approche basée sur un modèle de classification avancé pour détecter et classer avec précision les maladies qui affectent les cultures agricoles à l'aide d'image de plantes saines et malades. Pour pouvoir vérifier nos hypothèses citées au début, nous avons adopté une approche basée Deep Learning pour détecter les cultures agricoles infecté. Nous avons sélectionné une méthode de détection célèbre dans le domaine de la classification d'image le Modèle CNN. Ce choix est justifié par la simplicité et l'efficacité de la méthode. De plus, L'étude de détection établie a montré une performance de 90%.

Comme perspectives pour compléter ce travail nous envisageons d'améliorer ce modèle afin de l'adapter un peu plus au contexte camerounais en augmentant les espèces de cultures que l'on retrouve le plus dans chaque région camerounaise. Une autre perspective est de relier cette application à des drones qui vont survoler les plantations et prendre des vidéos en temps réel nous permettant de donner une analyse quasi-instantanée de l'état d'infection des cultures agricoles d'une plantation agricole camerounaise.

## REFERENCES WEBOGRAPHIQUES

- [1] mean\_squared\_error,  
[https://scikitlearn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.mean\\_squared\\_error.html](https://scikitlearn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.mean_squared_error.html)
- [2] Erreur absolue moyenne, [https://en.wikipedia.org/wiki/Mean\\_absolute\\_error](https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_absolute_error)
- [3] Erreur quadratique moyenne, [https://en.wikipedia.org/wiki/Mean\\_squared\\_error](https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_squared_error)
- [4] tf.keras.layers.Dropout,  
[https://www.tensorflow.org/api\\_docs/python/tf/keras/layers/Dropout](https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/layers/Dropout)
- [5] Apprentissage profond, [https://fr.wikipedia.org/wiki/Apprentissage\\_profond](https://fr.wikipedia.org/wiki/Apprentissage_profond)
- [6] EarlyStopping, [https://keras.io/api/callbacks/early\\_stopping/](https://keras.io/api/callbacks/early_stopping/)
- [7] Deep Learning : le Réseau neuronal convolutif (CNN),  
<https://fr.blog.businessdecision.com/tutoriel-deep-learning-le-reseau-neuronal-convolutifcnn/>
- [8] Agriculture au cameroun :

## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] Détection of healthy and diseased crops in drone captured images using Deep Learning
- [2] Plant Disease Détection using Region-Based Convolutional Neural Network
- [3]

**TABLE DE MATIERES**

## Table des matières

RESUME.....	ii
ABSTRACT .....	iii
SOMMAIRE .....	iv
ACRONYMES ET SIGLES .....	v
LISTE DES FIGURES.....	vi
INTRODUCTION GENERALE.....	1
1. Contexte général de l'étude .....	1
2. Problématique de l'étude.....	1
2.1. Problème générale .....	1
2.2. Problème spécifique .....	1
3. Hypothèse de l'étude.....	2
3.1. Hypothèse générale.....	2
3.2. Hypothèses spécifiques.....	2
4. Objectif de l'étude.....	2
4.1. Objectif général .....	2
5. Justification de l'étude.....	2
6. Plan du mémoire.....	3
CHAPITRE 1 : CADRE THEORIQUE ET CONCEPTUEL .....	4
I.....	4
Introduction .....	4
1.Maladies des plantes et enjeux agricoles au Cameroun .....	4
2. Techniques de classification traditionnelles en agronomie : .....	5
3. notions machine Learning et au Deep Learning.....	6

4. Applications du machine Learning et du Deep Learning dans l'agriculture .....	7
CHAPITRE 2 : METHODOLOGIE DE RECHERCHE .....	8
Introduction .....	8
1. Nature de la recherche.....	8
2.Variable de recherche .....	8
3.Outils de recherche.....	8
Conclusion.....	12
CHAPITRE 3 : PRESENTATION DE LMT ET DES DONNEES COLLECTEE.....	13
Introduction .....	13
1. Présentation de l'entreprise LMT GROUP Cameroun.....	13
1.1. A Propos de LMT .....	13
1.2. Localisation de l'entreprise .....	14
1.3. Structure de l'entreprise.....	14
1.4. Misson .....	15
1.5. Organigramme de l'entreprise .....	15
2. Les données collectées.....	16
Conclusion.....	16
CHAPITRE 4 : ANALYSE DIAGNOSTIC DE LA SITUATION ET PROPOSITION D'INTERVENTION .....	17
Introduction .....	17
1. Intervention proposée et justification .....	17
2. Objectifs de l'intervention - projet envisagé.....	18
i. Objectif général .....	18
ii. Objectifs spécifiques.....	18
3. Composante de l'intervention envisagée.....	19
19	
3.1 Stratégies d'action et contenu.....	19

3.2 Conception d'un modèle Deep Learning pour la détection des maladies chez les plantes ..... 21

4. Résultat et discussions ..... 24

5. Présentation de l'application ..... 26

6. Faisabilité ..... 27

Conclusion..... 28

CONCLUSION GENERALE ..... 29

REFERENCES WEBOGRAPHIQUES ..... i

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES ..... ii

TABLE DE MATIERES ..... iii