



جامعة محمد بوضياف - المسيلة
Université Mohamed Boudiaf - M'sila

Ministère de l'enseignement supérieure
et de la recherche scientifique

Université Mohamed Boudiaf - M'sila

Faculté de Technologie



جامعة محمد بوضياف - المسيلة
Université Mohamed Boudiaf - M'sila

Numéro de série.....

Département d'Electronique

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de
MASTER

FILIERE : Electronique

SPECIALITE : Systèmes Embarqués

THEME

Détection automatique des maladies des plantes

Dirigé par :

Pr. BRIK Mourad

Présenté par :

MAKRI Nihal

OMRI Abderraouf

<u>Nom et Prénom</u>	<u>Etablissement</u>	<u>Qualité</u>
HADJAB Moufdi	Univ. de M'sila	Président
BENHAMADOUCHE Abdelouahab Djoubair	Univ. de M'sila	Examineur
BRIK Mourad	Univ. de M'sila	Encadreur

Promotion : 2023/2024.



Remerciement

D'abord, nous voudrions remercier « *Allah* » et « *nos familles* » pour leur soutien et leurs encouragements pour poursuivre la mémoire.

Nous voudrions exprimer nos gratitudee au « *Pr. Brik Mourad* », le directeur de la mémoire d'un projet de fin d'étude (**PFE**), Pour nous confier ce travail de recherche. Nous lui sommes très reconnaissants pour la qualité de ses nombreux conseils, leur importance, et bien sûr pour ses connaissances et son expérience en recherche scientifique.

Nous rappelons nos sincères remerciements au « *Pr. HADJAB Moufdi* » qui nous a honorés de présider le jury, nous tenons à exprimer notre profonde satisfaction.

Nous tenons à remercier sincèrement les membres du jury « Pr. BENHAMADOUCHE Abdelouahab Djoubair », le directeur de l'incubateur d'entreprises « université M'sila » et le responsable de service dans la direction d'agriculture en « M'sila » pour l'honneur qu'ils nous ont fait en participant à ce jury.

Nous tenons également à remercier tous nos professeurs distingués qui nous ont enseigné de près ou de loin dans « *le département d'électronique au niveau de l'université Mohamed Boudiaf* » pour leurs conseils, leur soutien et leur aide précieuse pendant la durée de mes travaux.

L'étudiante « Makri Nihal » : Je tiens aussi à remercier tous les membres et le chef service de l'entreprise « *SONALGAZ (unité de M'Sila)* », qui ont grandement contribué à faire de mon stage au master une belle expérience.

L'étudiant « Omri Abderraouf » : Je tiens à remercier le chef service « *Mellyani Slimane* » de l'entreprise « *Agro-dive (SOMPAC précédemment (unité de M'Sila))* », qui ont grandement contribué à faire de mon stage au master une belle expérience.

Merci à vous tous

Dédicace



À Nos Parents

Ma Mère Charazed

Makri Nihal Merci Beaucoup

Mon Père Khaled

Ma Mère Sabrina

À mes chers sœurs Imen Yamina et Khalida

À mon petit frère Mohamed Yacine

Omri Abderraouf Merci Beaucoup



Résumé

Thème : *Detection automatique des maladies des plantes*

L'apprentissage automatique suscite beaucoup d'attention ces derniers temps dans le domaine de la vision par ordinateur, car il évolue constamment. Les avancées de l'apprentissage automatique ont été utilisées dans de nombreux domaines, y compris celui de l'agriculture. Parmi les problèmes auxquels l'agriculture est confrontée, on trouve les maladies des plantes, et c'est ce que nous avons présenté dans cette mémoire. Dans ce travail, nous présentons une technique pour la détection des maladies des plantes, offrant aux agriculteurs un outil complet pour gérer leurs cultures. L'application utilise un modèle de réseau neuronal convolutif (CNN) pour détecter et classer avec précision les maladies des plantes à partir d'images de feuilles. En plus de la détection des maladies, l'application fournit des recommandations pour les traitements appropriés et propose une gamme de produits phytosanitaires adaptés à chaque maladie spécifique.

Mots clés : Apprentissage automatique, maladies des plantes, réseau neuronal convolutif, détection, traitement, intelligence artificielle.

Abstract

Subject : *automatic detection of plant diseases*

Machine learning has been getting a lot of attention lately in computer vision as it is constantly evolving. The advancements of machine learning have been used in many fields, including the field of agriculture. Among the problems that agriculture suffer from it, is the plant diseases, and this is what we have presented in this memory. In this work, we present a mobile application for plant disease detection, providing farmers with a comprehensive tool to manage their crops. The application utilizes a Convolutional Neural Network (CNN) model to accurately detect and classify plant diseases from leaf images. In addition to disease detection, the application provides recommendations for appropriate treatments and offers a range of phytosanitary products tailored to each specific disease.

Keywords : Machine learning, plant diseases, convolutional neural network, detection, processing, artificial intelligence.

المخلص

الموضوع: الكشف التلقائي عن أمراض النبات

تلقي التعلم الآلي من الاهتمام مؤخرًا في مجال رؤية الكمبيوتر، حيث يتطور باستمرار. وقد استخدمت أوجه التقدم في التعلم الآلي في العديد من المجالات، بما في ذلك الزراعة. إحدى المشاكل التي تواجه الزراعة هي أمراض النبات، وهذا ما قدمناه في هذا الموجز. في هذا العمل، نقدم تقنية للكشف عن أمراض النبات، ونقدم للمزارعين أداة شاملة لإدارة محاصيلهم. يستخدم التطبيق نموذجًا للشبكة العصبية التلافيفية (CNN) لاكتشاف وتصنيف أمراض النبات بدقة من صور الأوراق. بالإضافة إلى اكتشاف الأمراض، يقدم التطبيق توصيات للعلاجات المناسبة ويقدم مجموعة من منتجات الصحة النباتية المكيفة مع كل مرض معين.

الكلمات المفتاحية: التعلم الآلي، أمراض النبات، الشبكة العصبية التلافيفية، الكشف، المعالجة، الذكاء الاصطناعي.

Liste Des Figures

Chapitre I	Généralité sur les maladies des plantes	Page
Fig I.1	Illustration de l'intérêt de l'imagerie IR pour la détection de maladies. L'image est un montage composé d'une acquisition RVB (haut) et d'une acquisition IR (bas) de feuilles de pommier atteintes de la tavelure du pommier [15].	6
Fig I.2	Morphologie de la feuille [18].	7
Fig I.3	Anatomie de la feuille [18].	8
Fig I.4	Photos de Mildiou de tomate pris par camera [18].	9
Fig I.5	Photo de la Rouille de pommier pris par camera [18].	10
Fig I.6	Photo de la tavelure de pommier pris par camera [18].	11
Fig I.7	Photo de l'oïdium de pommier pris par camera [18].	11
Fig I.8	Photo de la cercosporiose de maïs pris par camera [18].	12
Fig I.9	Photo de la vigne septoriose pris par camera [18].	13
Fig I.10	Photo de la tache angulaire de haricot pris par camera [18].	14
Fig I.11	Photo de Aculus olearii d'olive pris par camera [18].	15
Fig I.12	Photo d'araignée tomate pris par camera [18].	16
Fig I.13	Photo de bactériose de tomate pris par camera [18].	17
Fig I.14	Photo zoomée de l'Alternaria solanie de tomate pris par camera [18].	18
Fig I.15	Photo zoomée de l'Alternaria solanie de tomate pris par camera [18].	19
Chapitre II	Intelligence artificielle et traitement d'image	Page
Fig II.1	Mathématicien Alan Turing et le test proposé [23].	20
Fig II.2	Le contenu de test Alan Turing en 1950 [23].	21
Fig II.3	Photos sur la réalité virtuelle d'intelligence artificielle dans la recherche [23].	24
Fig II.4	La relation entre l'IA, Machine Learning (apprentissage automatique) et le Deep Learning (apprentissage profond) [26].	25
Fig II.5	L'apprentissage supervisé [18].	28
Fig II.6	L'apprentissage non-supervisé [18].	29
Fig II.7	Partitionnement des données, ou Clustering [18].	30
Fig II.8	Réduction de dimension [18].	31
Fig II.9	Schémas d'un neurone biologique [23].	32
Fig II.10	Schémas d'un neurone formel [18].	32
Fig II.11	Représentation d'un perceptron multicouches [30].	34
Fig II.12	Principe général d'un réseau e neurones récurrents [31].	35

Fig II.13	Schéma du parcours de la fenêtre de filtre sur l'image [32].	41
Fig II.14	Architecture d'un réseau de neurones convolutifs [31].	41
Chapitre III	Approche proposée	Page
Fig III.1	Le schéma fonctionnel [1].	49
Fig III.2	Exemples d'images de feuilles de pommes de terre saines et différentes feuilles malsaines provenant de la base de données des villages de plantes.	55
Fig III.3	Architecture du modèle CNN.	57
Fig III.4	Résumé du modèle.	58
Fig III.5	Résultats des quatre premières époques du mode.	58
Fig III.6	Perte de formation et de validation.	59
Fig III.7	Formation et validation Précision.	60
Fig III.8	Résultat de l'évaluation du modèle.	60
Fig III.9	Tester en toute confiance.	61
Fig III.10	Enregistrement du modèle	62
Fig III.11	Photo d'une Raspberry PI 4.	62
Fig III.12	Ecran d'accueil de Raspbian.	64

Liste Des Tableaux

Chapitre II	Intelligence artificielle et traitement d'image	Page
Tableau II.1	Comparaison entre IA et méthode d'informatique classique [23].	24
Chapitre III	Approche proposée	Page
Tableau III.1	Le nom de la maladie et le nombre d'images correspondantes dans l'ensemble de données sur les villages de plantes.	54

Liste Des Abréviations

Chapitre I	Généralité sur les maladies des plantes
IR	Infrarouge
RVB	Rouge vert bleu
Chapitre II	Intelligence artificielle et traitement d'image
CNN	Réseaux de neurones convolutionnels (Convolutional Neural Networks)
DEC	Diplôme d'études collégiales
FAO	Fabrication assisté par ordinateur
GAN	Réseaux génératifs adverses
IMB	International business machines
IOT	Internet des objets
3D	Trois dimensions
MLP	Multi layer perceptron
MNIST	Mixed national institute of standards and technology
PC	Personal computer
PCR	Polymerase Chain reaction
RNNs	Réseaux neurones récurrents
TIC	Technologie des informations de la communication
Chapitre III	Approche proposée
API	Application programming interface
GPIO	General purpose input output
GLMC	Machine de cooccurrence
GRNNs	Réseaux de régression généralisée
GNN	Graph neural network
OS	Operating system
PNNs	Réseaux de neurones probabilistes
RBF	Fonction de base radiale
RAM	Random acces memory
SSD	Solide state drive
SDHC	Secure digital standrad capacity
USB	Universal serial bus



Table des matières

Remerciement.....	I
Dédicace.....	II
Résumé.....	III
Abstract.....	III
Résumé (en arabe).....	III
Liste des figures.....	IV
Liste des tableaux.....	VI
Liste des abréviations.....	VII
Introduction générale.....	1

Chapitre I : Généralité sur les maladies des plantes

Introduction.....	4
I.1. Généralités sur la méthode de traitement d'image.....	4
I.2. Histoire du traitement des maladies des plantes en images.....	5
I.3. Présentation de la feuille de plante.....	6
I.3.1. Définition de la feuille de plante.....	6
I.3.2. Anatomie de la feuille.....	7
I.4. Les maladies des plantes les plus courantes dans l'Algérie.....	8
I.4.1. Le mildiou.....	8
I.4.2. La Rouille.....	9
I.4.3. La tavelure.....	10
I.4.4. L'oidium.....	10
I.4.5. La cercosporiose.....	11
I.4.6. La septoriose.....	12
I.4.7. La tache angulaire.....	13
I.4.8. Oeil de paon.....	14
I.4.9. L'araignée.....	15
I.4.10. La bactériose.....	16
I.4.11. Alternaria solanie.....	17

I.4.12. Black rot	17
I.5. Conclusion	18

Chapitre II : Intelligence artificielle et traitement d'image

II. Introduction.....	20
II.1. Généralité sur l'intelligence artificielle.....	20
II.3. Coté d'application de l'intelligence artificielle.....	22
II.3.1. Domaines d'utilisation.....	22
II.3.2. Domaine de recherche.....	23
II.4. Comparaison des méthodes de l'intelligence artificielle et des méthodes informatiques classiques	24
II.5. Généralité sur l'apprentissage.....	25
II.5.1. Définition de l'apprentissage automatique.....	25
II.5.2. Principe de l'apprentissage.....	26
II.5.3. Domaines d'utilisation de l'apprentissage.....	26
II.5.4. Les types d'apprentissage.....	27
II.6. Les Réseaux de Neurones.....	31
II.6.1. Modélisation d'un neurone.....	31
II.6.2. Principe des réseaux de neurones.....	33
II.6.3. Typologie des réseaux neuronaux.....	33
II.7. Définition de traitement d'image	35
II.8. Phases du traitement d'image	36
II.9. Composantes du traitement d'image numérique	38
II.10. Réseaux de Neurones Convolutifs (CNNs)	40
II.11. Choix des hyperparamètres.....	42
II.12. Application de IA dans le traitement d'image	43
II.13. L'utilisation de la technologie pour détection les maladies des plantes.....	45
II.14. Conclusion	46

Chapitre III : Approche proposée

III. Introduction	47
III.1. Etat de l'art.....	48
III.2. Plateforme utilisée pour la mise en œuvre	52

III.2.1. Matériel.....	52
III.2.2. Logiciels et bibliothèques.....	52
III.3. Méthodologie.....	54
III.3.1. Description des données.....	54
III.3.2. Fractionnement des ensembles de données.....	55
III.3.3. Prétraitement.....	55
III.3.4. Augmentation des données.....	56
III.3.5. Présentation du modèle CNN pour la détection des maladies des plantes.....	56
III.4. Déploiement de l'application	62
III.4.1. Raspberry Pi.....	62
III.4.2. Installation de la Raspberry PI.....	63
III.4.3. Installation du système d'exploitation Linux pour Raspberry.....	63
III.5. Conclusion.....	66
Conclusion générale.....	67
Perspectives.....	68
Références bibliographiques.....	69

Introduction générale

Cette partie contient « *des points principaux* » d'une grande pertinence pour « *le thème de la mémoire* », qui parle sur « *détection automatique des maladies des plantes* » avec une explication des problématiques importantes pour proposer des solutions qui sont des objectifs sur ce thème. Plus, une certaine définition sur le contenu de chaque chapitre dans cette mémoire.

- Introduction.....1
- Problématiques du thème2
- Objectifs du thème étudié.....2
- Contenu de la mémoire.....3

L'**agriculture** a été et reste l'un des domaines les plus essentiels au monde. Il est essentiel pour la vie humaine non seulement comme source d'énergie, mais joue également un rôle important dans le secteur économique des pays [1].

Plus, avec ses secteurs alliés, est incontestablement le plus grand pourvoyeur de moyens de subsistance en **Algérie**, plus encore dans les vastes zones rurales. Il contribue également de manière significative au produit intérieur brut (PIB). « *L'agriculture durable* », en termes de sécurité alimentaire, d'emploi rural et de technologies « *écologiquement durables* » telles que la conservation des sols, « *la gestion durable* » des ressources naturelles et la protection de la biodiversité, est essentielle pour un développement rural holistique [2].

Pendant des milliers d'années, le développement agricole a été très lent. Mais avec le temps il a continué à se développer surtout avec l'apparition de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'agriculture qui a connu un développement remarquable [1].

Parmi « *les aspects négatifs* », il y a « *les maladies des plantes* » qui représentent un défi majeur pour l'agriculture dans le monde entier, y compris en **Algérie**. Ces maladies peuvent entraîner des pertes importantes de la qualité des rendements et des cultures, affectant la sécurité alimentaire et les économies locales. En détectant les maladies tôt, les agriculteurs peuvent prendre les mesures appropriées pour prévenir la propagation des maladies et minimiser les pertes de cultures. Assurer une croissance et une productivité saines des cultures est essentiel pour maintenir la sécurité alimentaire et répondre aux besoins nutritionnels de la population croissante [2].

En utilisant la technologie et les algorithmes actuels, les botanistes et les agriculteurs pourraient mieux gérer les maladies et les ravageurs. Maladies des végétaux et le diagnostic des ravageurs est un domaine de recherche crucial dans la science de La vision industrielle. C'est une méthode qui prend des photos de plantes avec l'utilisation d'outils de vision industrielle afin de vérifier la présence de parasites et les maladies [3], c'est un ensemble fini d'éléments, chacun avec un emplacement et valeur, composez une image. Les termes « *image* » et « *pixel* » se rapportent à ces composants.

« *Le traitement d'image numérique* » est la pratique de manipuler des images numériques avec des ordinateurs implique la traduction d'une image dans un format numérique, le traitement par un certain nombre d'étapes pour produire une meilleure image, et en extraire les informations

nécessaires. Cultiver une variété de cultures est essentiel pour maximiser la qualité et la productivité par la technologie qui est la capacité d'améliorer [4].

Un ordinateur, un appareil photo numérique et un logiciel d'application sont les composants typiques d'un système de vision industrielle de nos jours. Des pensées similaires sont utilisées dans le domaine du motif des feuilles des plantes la reconnaissance, qui est utilisée pour identifier les maladies des feuilles, mais la surveillance visuelle est une méthode difficile et fastidieuse pour détection des maladies des végétaux. Ce cadre fournit une stratégie pour identifier et catégoriser les maladies des plantes à l'aide de l'image, méthodes de traitement, d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond [5]. Parce que la feuille de la plante est le composant le plus important de à l'usine pour l'inspection des maladies des végétaux. Aux fins d'éviter les pertes agricoles, détection précise des maladies et la classification sont essentielles. Différentes feuilles de plantes transmettent diverses maladies. Les maladies virales, fongiques et bactériennes sont les trois principales catégories de maladies des feuilles des plantes [6].

Problématiques du thème

Les maladies des plantes causées un impact négatif sur la productivité agricole, entraînant d'importantes pertes de récoltes et des dommages économiques.

Les méthodes traditionnelles de détection des maladies reposent sur l'expertise humaine, l'inspection visuelle et l'échantillonnage manuel, qui peut prendre du temps, être sujet à des erreurs et souvent inefficace pour identifier les maladies à un stade précoce.

Objectifs du thème

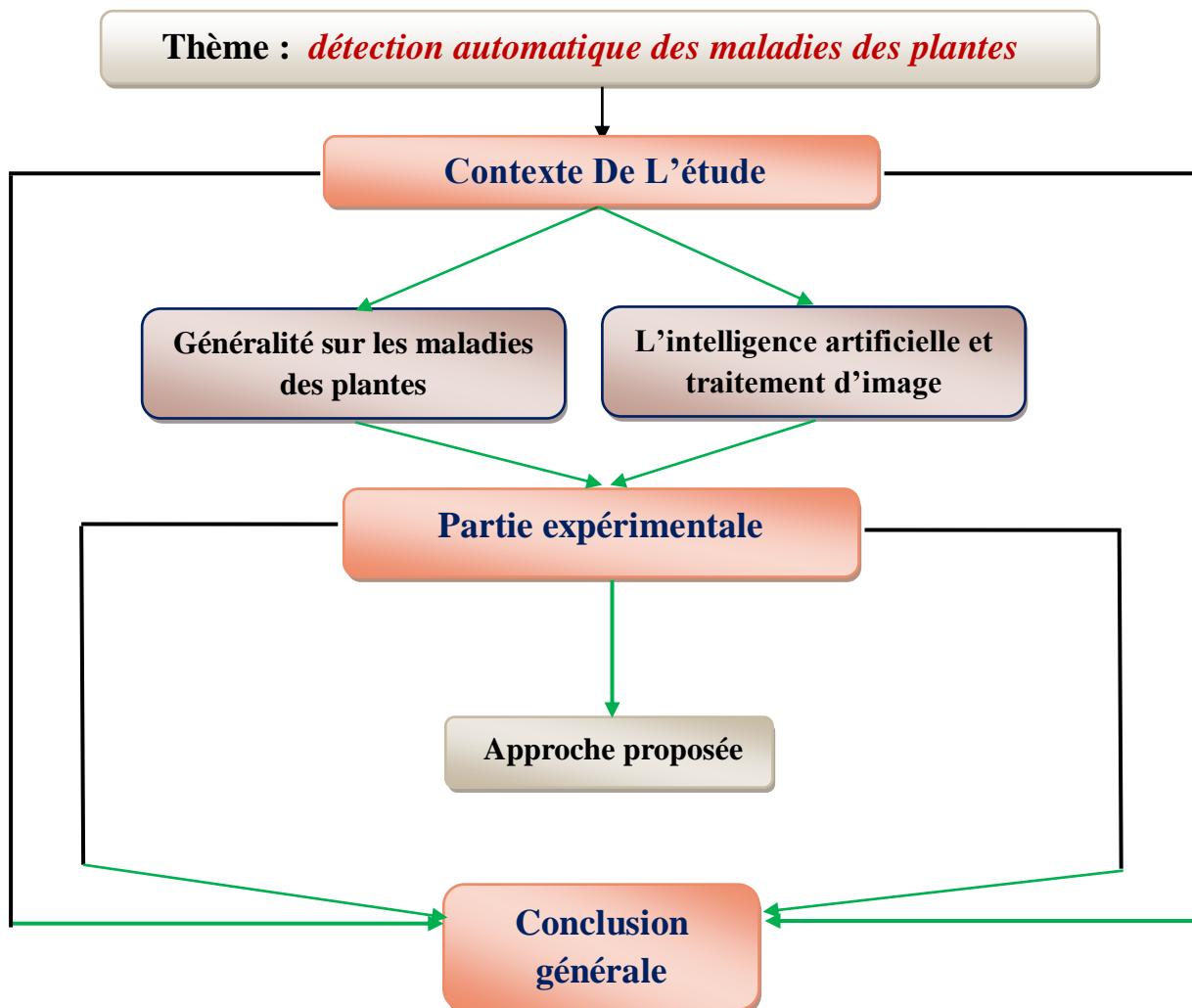
Minimiser les pertes de production et maintenir la durabilité des cultures, il est essentiel que les mesures de lutte contre les maladies soient mises en œuvre de manière appropriée, il est donc nécessaire de développer des solutions automatisées, Pratique, fiable et économiquement capable de surveiller la santé des plantes fournissant des informations significatives au processus de prise de décision.

Créer un système fiable pour détecter les maladies des plantes en utilisant le réseau neuronal convolutionnels (CNN).

Détecter et identifier les maladies des plantes en utilisant des images de leurs feuilles.

✚ Contenus de la mémoire

- **Introduction générale** : contient une idée générale sur le thème proposé, les problématiques trouvées et les objectifs souhaités ;
- **Chapitre I : généralité sur les maladies des plantes** : contient les différents types des maladies des plantes en Algérie avec leurs définitions, les symptômes plus une partie historique sur la détection des maladies par l'image ;
- **Chapitre II : intelligence artificielle et traitement d'image** : contient des notions sur l'intelligence artificielle et le traitement d'image pour détecter les maladies des plantes ;
- **Chapitre III : approche proposée** : contient des notions sur la technique choisie et les programmes sélectionnés selon les travaux antérieurs, plus les résultats obtenus à partir le matériel utilisé ;
- **Conclusion générale** : contient des discussions sur les résultats obtenus dans le chapitre III après le traitement utilisé sur le cas de la maladie sélectionnée ;



Chapitre I

Généralité sur les maladies des plantes

Ce chapitre parle sur « *les maladies* » qui apparaissent généralement sur « *les plantes* » qui peuvent affecter « *la qualité et la quantité* » de la consommation quotidienne « *de produits naturels et végétaux* ». En outre, démontrer les moyens de traiter ou de connaître ces maladies grâce à « *des programmes électroniques* » assistés dans « *le domaine agricole* », ainsi que la vision de leur domaine d'utilisation actuel.

Le contenu du chapitre :

I. Introduction.....	4
I.1. Généralités sur la méthode de traitement d'image.....	4
I.2. Histoire du traitement des maladies des plantes en images.....	5
I.3. Présentation de la feuille de plante	6
I.4. Les maladies des plantes les plus courantes dans l'Algérie.....	8
I.5. Conclusion.....	18

I. Introduction

L'importance de « *la production agricole* » pour le développement économique est indéniable, mais les cultures sont sensibles aux infections pathogènes pendant la croissance qui peuvent réduire la production ou causer la mort des plantes. Pour minimiser les pertes économiques, un diagnostic approprié « *des maladies des plantes* » est crucial et l'intelligence artificielle est un outil largement utilisé à cet effet. Des mesures de lutte contre les maladies, y compris un suivi régulier des cultures et un diagnostic précis, sont essentielles pour réduire l'impact négatif des maladies des plantes sur la production alimentaire et la productivité économique [1].

Dans ce chapitre, nous parlerons les maladies des plantes, des symptômes, des causes et du traitement.

I.1. Généralités sur la méthode de traitement d'image

« *Le traitement d'image* » est le processus consistant à effectuer certaines opérations sur une image afin d'obtenir ou d'extraire des informations précieuses d'une meilleure image. C'est un type de traitement de signal dans lequel l'entrée d'une image et la sortie peut être soit une image ou une fonctionnalité. Le traitement d'image est en fait l'une des technologies à croissance rapide. Le traitement de l'image doit améliorer son efficacité par amélioration, segmentation, extraction, classification, etc. pour une utilisation ultérieure dans diverses applications. L'amélioration de l'image est le processus consistant à modifier la luminosité, à modifier la tonalité des couleurs, à éliminer le bruit et à accentuer l'image [8].

La méthode de fractionnement de l'image est connue sous le nom « *de segmentation d'image* », qui est utilisée dans les images numériques pour classer les objets. Il existe de nombreuses façons d'effectuer la segmentation d'image, notamment, le seuil, la couleur, la transformation et la texture [9]. L'extraction de caractéristiques est une forme de réduction de dimensionnalité dans laquelle les éléments importants d'une image sont représentés avec succès comme une caractéristique vectorielle compacte. Cette méthode est utile lorsque vous traitez d'énormes fichiers d'images et que vous avez une flexibilité limitée pour effectuer rapidement des tâches telles que la correspondance et la récupération d'images. La catégorisation des images dans l'une des catégories prédéterminées et appelée « *classification des images* ».

Dans la classification catégorisée en deux parties telles que, supervisé et non supervisé. Le traitement numérique de l'image se concentre sur un certain nombre d'aspects clés : le traitement des données d'image pour le stockage, la transmission et la représentation pour la perception

automatique autonome, ainsi que l'amélioration de l'information d'image pour l'interprétation humaine. Les trois étapes suivantes sont principalement prises pour le traitement des images [8] :

- ❖ Importer l'image via les outils d'acquisition d'images ;
- ❖ Traitement des photos ;
- ❖ Sortie dans laquelle le résultat peut être modifié par une image ou un rapport basé sur l'analyse d'image.

I.2. Histoire du traitement des maladies des plantes en images

Historiquement, la détection de maladies était conduite par un contrôle visuel humain du phénotype de la plante ou grâce à des tests destructifs et chronophages car réalisés en laboratoire, tels que les tests enzymatiques [10]. Les techniques de détection par imagerie ont naturellement trouvé leur place dans ce domaine en tant que procédés rapides et non-invasifs [11].

Ces méthodes consistent en l'acquisition d'images des plantes via des systèmes optiques et des capteurs photographiques. Elles sont particulièrement pertinentes dans le cadre de la détection de maladies végétales car les réactions d'une plante à une attaque se manifestent la plupart du temps par des symptômes visuels. Ces méthodes d'acquisition faciles à mettre en œuvre, bon marché et non-destructives ont mené à une quantité importante de données à traiter. L'analyse de ces données est alors devenue le nouveau goulot d'étranglement de la série d'opérations (*pipeline en anglais*) de détection de symptômes [12]. En conséquence, « *des méthodes d'apprentissage automatique (machine learning en anglais)* » ont été implémentées afin d'accélérer l'analyse des images acquises en proposant une classification automatique de celles-ci sans qu'une expertise humaine soit nécessaire. Dans les années 2000, un pipeline typique d'une détection automatique de maladies végétales via un système d'imagerie se déroulait selon les étapes suivantes :

- ❖ Acquisition de l'image de la scène via un capteur, en général en couleurs Rouge Vert Bleu (**RVB**) ;
- ❖ Définition et extraction de caractéristiques (couleur, forme, etc.) ;
- ❖ Classification de l'image en se basant sur ces caractéristiques via un algorithme d'apprentissage automatique.

Cependant, au cours de ces dernières années, deux développements matériels importants ont ouvert de nouvelles perspectives pour les scientifiques et les industriels.

Premièrement, le coût des systèmes d'imagerie scientifique a fortement baissé [13]. Ceci a mené à une adoption forte de capteurs autres que **RVB**, en particulier des capteurs dits hyper spectraux, permettant d'acquérir de l'information dans un grand nombre de longueurs d'onde, y

compris hors du domaine visible. Ces capteurs sont particulièrement utiles dans le champ des sciences végétales, puisqu'une grande partie des activités internes d'une plante entraîne des symptômes visibles dans des gammes de l'ultraviolet et de l'infrarouge (**IR**) [14]. La (Figure I.1) illustre par exemple l'intérêt manifeste de l'imagerie IR pour la détection de la tavelure du pommier sur des feuilles. Les taches sombres visibles en IR indiquent les lésions dues à la tavelure. Ces lésions sont beaucoup plus difficiles à distinguer, voire invisibles en imagerie **RVB**.



Figure I.1 : Illustration de l'intérêt de l'imagerie IR pour la détection de maladies. L'image est un montage composé d'une acquisition RVB (haut) et d'une acquisition IR (bas) de feuilles de pommier atteintes de la tavelure du pommier [15].

Deuxièmement, la capacité de calcul des ordinateurs a fortement progressé et l'utilisation de cartes graphiques a permis le développement d'algorithmes d'apprentissage dits profonds « *deep learning en anglais* » [16]. Couplés à des jeux de données de très grande taille, ces algorithmes ont révolutionné le champ de l'apprentissage automatique ainsi que celui de la vision par ordinateur et constituent l'état de l'art pour la grande majorité des tâches de classification d'images [17].

Ces deux axes de progression technologique permettent l'acquisition d'une information plus riche et un traitement plus complet et efficace de cette information. Ils sont intégrés de manière croissante dans les pipelines actuels de détection de maladies de plantes en tant que domaines d'innovation clés.

I.3. Présentation de la feuille de plante

I.3.1. Définition de la feuille de plante :

Les feuilles sont des organes végétaux verts plats attachés aux tiges ou aux branches. Elles sont responsables de la photosynthèse, c'est le processus par lequel la plante utilise l'énergie solaire pour convertir le dioxyde de carbone en oxygène et en sucres simples comme le glucose pour

produire leur propre nourriture. Les feuilles sont composées du limbe (le prolongement plat de la feuille), du pétiole (la partie qui relie la feuille à la tige) et des nervures (les nervures qui transportent la sève dans la feuille) [18].

Morphologie de la feuille :

La feuille présente une grande variabilité morphologique (Figure I.2), avec des formes, des tailles, des textures et des couleurs différentes selon les espèces. Les feuilles peuvent être simples (composées d'une seule feuille) ou composées (composées de plusieurs folioles), et leur taille peut varier de quelques millimètres à plus d'un mètre de longueur. Les feuilles peuvent également avoir différentes textures, allant du velu au lisse, et peuvent présenter différentes couleurs en fonction des pigments présents dans les cellules de la feuille [19].

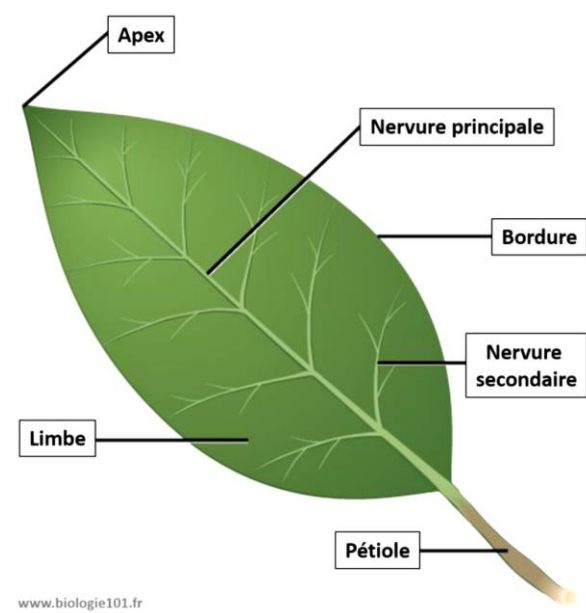


Figure I.2 : Morphologie de la feuille [18].

I.3.2. Anatomie de la feuille :

La feuille est composée de plusieurs types de tissus, chacun ayant des fonctions spécifiques (Figure I.3). L'épiderme est la couche externe de la feuille, qui protège la plante contre les dommages physiques, la perte d'eau et les attaques de pathogènes. Le mésophylle est la couche interne de la feuille où se déroule la photosynthèse, et est composé de deux types de cellules : les cellules palissadiques, qui sont disposées en colonnes verticales, et les cellules spongieuses, qui sont plus lâches et permettent la circulation de l'air. Les nervures sont les veines qui transportent la sève dans la feuille, apportant de l'eau et des nutriments aux cellules de la feuille et permettant le transport des sucres produits par la photosynthèse vers le reste de la plante. Les stomates, quant à

eux, sont des pores situés sur l'épiderme de la feuille, qui permettent les échanges gazeux entre la plante et l'atmosphère [19].

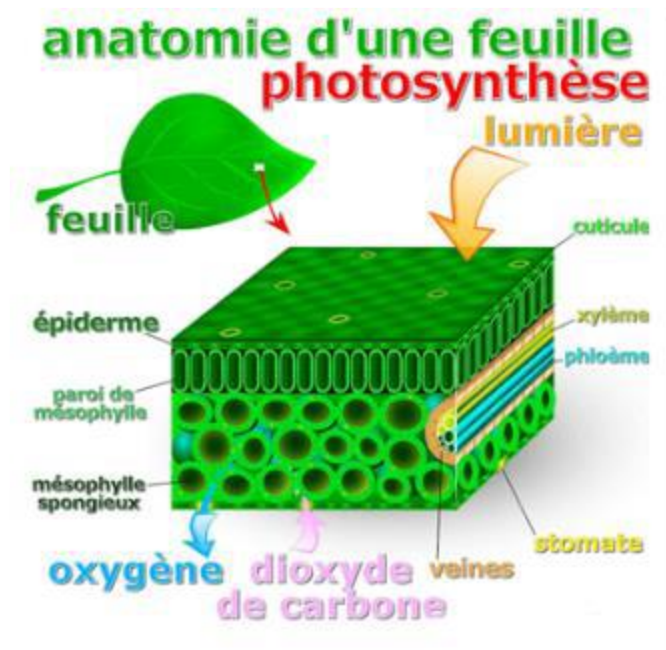


Figure I.3 : Anatomie de la feuille [18].

I.4. Les maladies des plantes les plus courantes dans l'Algérie

Nous ne verrons que les maladies qui apparaissent sur la feuille de la plante pour que notre system intelligent peut les détecter à travers la photo de feuille pris par la caméra.

I.4.1. Le mildiou :

Le mildiou (Figure I.4) est une maladie cryptogamique qui affecte principalement les plantes cultivées telles que les tomates, les pommes de terre, les vignes et les fraisiers. Elle est causée par un champignon appelé « *Phytophthora infectants* ». Les symptômes du mildiou comprennent des taches brunes ou violettes sur les feuilles, des taches d'eau sur les fruits et un flétrissement rapide des plantes.

Le mildiou (Figure I.4) peut se propager rapidement dans des conditions chaudes et humides, ce qui le rend particulièrement prévalent pendant les mois d'été. Les méthodes de prévention incluent l'utilisation de variétés résistantes, l'arrosage des plantes le matin plutôt que le soir, et la rotation des cultures pour éviter de planter des plantes sensibles dans la même zone chaque année [20].



Figure I.4 : Photos de Mildiou de tomate pris par camera [18].

I.4.2. La Rouille :

La rouille des feuilles est une maladie fongique qui affecte la plante et se manifeste par des taches brunes, rougeâtres ou orange sur les feuilles. Cette maladie est causée par différents types de champignons appartenant au genre *Puccinia*, et peut affecter diverses plantes telles que les céréales, les arbres fruitiers, les légumes et les plantes ornementales.

Les symptômes de la rouille des feuilles comprennent des taches circulaires de couleur rouille sur les feuilles, souvent accompagnées de pustules de spores orangées ou brunâtres. Les feuilles touchées peuvent finir par tomber, affaiblissant la plante et réduisant sa capacité à produire des fruits ou des fleurs.

La rouille des feuilles (Figure I.5) se propage généralement par temps chaud et humide, et peut être évitée en maintenant une bonne circulation de l'air autour des plantes, en évitant l'arrosage excessif et en retirant régulièrement les feuilles infectées. Les méthodes de traitement comprennent l'utilisation de fongicides, l'élimination des parties de la plante infectée et la rotation des cultures pour éviter de planter des plantes sensibles dans la même zone chaque année.



Figure I.5 : Photo de la Rouille de pommier pris par camera [18].

I.4.3. La tavelure :

La maladie de Tavelures (Figure I.6), également connue sous le nom de flétrissement vasculaire, est une maladie fongique qui affecte de nombreuses espèces de plantes, notamment les tomates, les bananes, les fraises, les pommes de terre et les roses. Cette maladie est causée par un champignon pathogène appelé *Fusarium oxysporum*, qui pénètre dans les racines de la plante et se propage dans les vaisseaux conducteurs de sève.

L'infection par le champignon conduit à une obstruction des vaisseaux conducteurs de sève, ce qui réduit la capacité de la plante à absorber l'eau et les nutriments. Cela entraîne un flétrissement progressif des feuilles et des tiges, qui peut être accompagné d'une décoloration brune ou noire des vaisseaux conducteurs.

Les plantes atteintes peuvent également présenter des taches foliaires, une pourriture des racines et une décoloration des fruits. La maladie de Tavelures peut se propager par les semences, les plantes infectées, les outils de jardinage contaminés et même les chaussures des personnes qui ont marché sur des sols infectés [18].

Les mesures de prévention de la maladie de Tavelures incluent l'utilisation de semences certifiées, la rotation des cultures, la désinfection des outils de jardinage et des surfaces de travail, et l'application de fongicides. Il est également important de maintenir une bonne hygiène de culture, en éliminant régulièrement les débris végétaux et en évitant les excès d'humidité [20].



Figure I.6 : Photo de la tavelure de pommier pris par camera [18].

I.4.4. L'oïdium :

La maladie d'oïdium (Figure I.7), également appelée mildiou poudreux, est une maladie fongique qui affecte de nombreuses espèces de plantes, y compris les cultures agricoles et les plantes ornementales. Cette maladie est causée par plusieurs espèces de champignons du genre *Erysiphe*, qui se propagent par les spores aériennes.

Les symptômes de la maladie d'oïdium incluent une couverture blanche ou grisâtre poudreuse sur les feuilles, les tiges et les fleurs de la plante. Cette couverture peut entraîner une décoloration des feuilles, une torsion et un enroulement des feuilles, et une croissance ralentie de la plante. Les fruits peuvent également être affectés, présentant une décoloration et un aspect ratatiné.

La maladie d'oïdium (Figure I.7) peut être propagée par des facteurs tels que des températures chaudes et sèches, un manque de ventilation, un arrosage excessif, un stress de la plante et des facteurs environnementaux tels que l'humidité élevée. Les mesures de prévention de la maladie d'oïdium comprennent l'utilisation de plantes résistantes, la rotation des cultures, la suppression régulière des feuilles et des branches malades, la réduction de l'humidité, l'arrosage au niveau du sol et l'utilisation d'un fongicide si nécessaire [18].



Figure I.7 : Photo de l'oïdium de pommier pris par camera [18].

I.4.5. La cercosporiose :

La cercosporiose est une maladie fongique qui affecte de nombreuses plantes (Figure I.8), y compris les cultures agricoles telles que le soja, le maïs, le coton et le tabac, ainsi que les plantes ornementales telles que les bégonias et les chrysanthèmes. Cette maladie est causée par plusieurs espèces de champignons du genre *Cercospora*, qui se propagent par les spores aériennes et se développent dans des conditions humides et chaudes.

Les symptômes de la cercosporiose comprennent des taches circulaires ou irrégulières sur les feuilles, les tiges et les fleurs de la plante, qui peuvent varier en couleur de brun clair à brun foncé. Ces taches peuvent s'agrandir et se rejoindre pour couvrir une grande partie de la plante, entraînant une défoliation précoce et une réduction de la croissance de la plante. Les fruits peuvent également être affectés, présentant des taches brunâtres ou noirâtres.

La cercosporiose (Figure I.8) peut être propagée par des facteurs tels que des températures chaudes et humides, une humidité élevée, un arrosage excessif et des blessures sur la plante.

Les mesures de prévention de la cercosporiose comprennent l'utilisation de plantes résistantes, la rotation des cultures, l'élimination régulière des débris végétaux, le maintien d'une bonne ventilation et d'une hygiène de culture, ainsi que l'utilisation de fongicides si nécessaire [18].



Figure I.8 : Photo de la cercosporiose de maïs pris par camera [18].

I.4.6. La septoriose :

La septoriose est une maladie fongique (Figure I.9) qui affecte les plantes, causée par le champignon *Septoria*. Cette maladie se manifeste par des taches foliaires qui se développent sur les feuilles et qui sont caractérisées par des zones brunâtres entourées d'un halo jaune. Les taches peuvent se rejoindre pour former de grandes zones nécrotiques, ce qui peut entraîner la mort de la feuille.

Les symptômes de la septoriose peuvent varier selon la plante infectée, mais les feuilles sont généralement les premières touchées. Les plantes touchées peuvent également montrer des signes de pourriture et de décoloration sur les fruits et les tiges.

La septoriose (Figure I.9) se propage par les spores fongiques qui sont transportées par l'air, l'eau ou les insectes. Les plantes sont plus susceptibles d'être infectées si elles sont maintenues dans des conditions de forte humidité ou de faible luminosité. Le traitement de la septoriose peut être effectué par l'utilisation de fongicides ou d'autres produits chimiques, ainsi que par la modification des conditions environnementales pour réduire les risques d'infection. Cependant, la prévention est souvent la meilleure solution, en évitant de planter des plantes sensibles dans des zones de risque élevé et en veillant à la santé générale des plantes [18].



Figure I.9 : Photo de la vigne septoriose pris par camera [18].

I.4.7. La tache angulaire :

La tache angulaire est une maladie fongique qui affecte les plantes (Figure I.10), causée par le champignon *Pseudomonas syringae*. Elle se caractérise par des taches angulaires brun foncé ou noires qui se forment sur les feuilles des plantes, ainsi que sur les tiges et les fruits. Les taches ont souvent une apparence humide et peuvent être entourées d'une zone jaune ou brune.

Les plantes touchées peuvent également présenter des symptômes tels que la chute prématurée des feuilles, une croissance ralentie et une décoloration des tiges et des fruits. La tache angulaire se propage par les gouttelettes d'eau qui se propagent par l'air ou par la pluie. Les plantes sont plus susceptibles d'être infectées si elles sont maintenues dans des conditions de forte humidité, de faible luminosité ou si elles subissent des blessures [18].

Le traitement de la tache angulaire peut être effectué par l'utilisation de fongicides ou d'autres produits chimiques, ainsi que par la modification des conditions environnementales pour réduire les risques d'infection. Cependant, la prévention est souvent la meilleure solution, en évitant de planter des plantes sensibles dans des zones de risque élevé et en veillant à la santé générale des plantes.



Figure I.10 : Photo de la tache angulaire de haricot pris par camera [18].

I.4.8. Oeil de paon :

L'œil de paon est une maladie fongique qui affecte les plantes, en particulier les arbres fruitiers tels que les pêchers, les nectarines, les prunes et les abricots. Elle est causée par le champignon *Taphrina déformants*.

Les symptômes de l'œil de paon incluent des taches circulaires et rouges sur les feuilles, qui finissent par se décolorer en jaune ou en blanc. Les feuilles touchées ont également une texture et une apparence froissée. Les fleurs peuvent être déformées ou ne pas se développer correctement, ce qui entraîne une diminution de la production de fruits [18].

La maladie se propage par des spores qui sont transportées par le vent et la pluie. Les plantes sont plus susceptibles d'être infectées si elles sont maintenues dans des conditions de forte humidité, de faible luminosité ou si elles subissent des blessures (Figure I.11) [20].



Figure I.11 : Photo de *Aculeus olearii* d'olive pris par camera [18].

Le traitement de l'œil de paon peut être effectué par l'utilisation de fongicides ou d'autres produits chimiques, ainsi que par la taille et l'élagage des arbres pour améliorer la circulation de l'air et réduire les risques d'infection. Cependant, la prévention est souvent la meilleure solution, en évitant de planter des plantes sensibles dans des zones de risque élevé et en veillant à la santé générale des plantes [18].

I.4.9. L'araignée :

La maladie des araignées (Figure I.12), également connue sous le nom d'infestation d'araignées rouges, est une maladie causée par les araignées rouges. Ce sont de petits acariciens qui se nourrissent de la sève des plantes, en particulier des plantes d'intérieur telles que les orchidées, les hibiscus et les plantes tropicales. Les araignées rouges laissent souvent des toiles d'araignée sur les plantes et causent des taches jaunes sur les feuilles. Les feuilles peuvent également se flétrir et tomber prématurément, ce qui peut entraîner une réduction de la production de fruits ou de fleurs [18].

Les araignées rouges se multiplient rapidement et peuvent infester rapidement une plante ou une culture entière. Ils se propagent facilement par le vent, les animaux et les outils de jardinage.

Le traitement de la maladie des araignées peut être effectué en utilisant des produits chimiques tels que des acaricides, ou en utilisant des méthodes plus naturelles telles que l'utilisation d'huiles essentielles ou l'introduction d'insectes prédateurs qui se nourrissent des araignées rouges. Il est également important de maintenir un niveau d'humidité approprié pour les plantes et de les nettoyer régulièrement pour éliminer les toiles d'araignées et les araignées [20].



Figure I.12 : Photo d'araignée tomate pris par camera [18].

I.4.10. La bactériose :

Les bactérioses (Figure I.13) sont des maladies causées par des bactéries pathogènes qui peuvent affecter les plantes. Elles peuvent être transmises par le sol, les semences, les outils de jardinage ou les insectes porteurs de maladies. Les symptômes de la bactériose varient selon le type de plante et la bactérie qui l'infecte, mais peuvent inclure des taches brunes ou noires sur les feuilles, des taches molles sur les fruits et des tiges qui flétrissent. Les bactérioses sont souvent difficiles à contrôler, car il n'existe pas de traitement curatif pour les plantes infectées. Cependant, il est possible de limiter leur propagation en adoptant des pratiques de gestion appropriées. Il est important de retirer les plantes infectées et les parties de plantes touchées pour éviter que la maladie ne se propage à d'autres plantes. Les outils de jardinage doivent être désinfectés avant et après leur utilisation, et les semences doivent être achetées auprès de sources fiables pour éviter de propager des maladies.

Il est également possible de prévenir les bactérioses en améliorant les conditions de croissance des plantes. Cela peut inclure la fourniture d'une bonne aération et d'un drainage adéquat du sol, ainsi que la fourniture d'un engrais équilibré pour maintenir une croissance saine des plantes. L'utilisation de variétés de plantes résistantes aux bactérioses peut également être efficace pour prévenir l'infection [18].



Figure 1.13 : Photo de bactériose de tomate pris par camera [18].

I.4.11. *Alternaria solani* :

L'alternariose (Figure I.14) est une maladie fongique causée par le champignon *Alternaria solani*. Cette maladie est courante dans les régions chaudes et humides du monde entier, où elle peut causer de graves pertes de récoltes de tomates.

Les symptômes de l'alternariose peuvent varier, mais ils commencent généralement par l'apparition de taches brunes ou noires sur les feuilles inférieures de la plante. Les taches peuvent s'étendre rapidement et finir par couvrir toute la feuille, qui peut finalement tomber prématurément. Les fruits peuvent également être affectés, présentant des taches brunâtres et des zones de pourriture. L'*Alternaria solani* peut survivre dans le sol pendant de longues périodes et peut être transporté par le vent ou par la pluie. La maladie se propage rapidement dans des conditions chaudes et humides, surtout lorsque les plants de tomates sont étroitement espacés. Les pratiques culturales telles que la rotation des cultures, la désinfection du sol, l'élagage des feuilles infectées et la suppression des débris végétaux peuvent aider à réduire la gravité de l'alternariose [18].

Le traitement de l'alternariose (Figure I.14) peut être effectué en utilisant des fongicides, qui doivent être appliqués avant l'apparition de la maladie ou dès les premiers symptômes. Il est important de suivre les instructions du fabricant et de répéter l'application selon les besoins [20].



Figure 1.14 : Photo zoomée de l'*Alternaria solani* de tomate pris par camera [18].

I.4.12. Black rot :

Le Black Rot (Figure I.15) est une maladie fongique qui affecte les plantes, notamment les raisins, les pommes, les pêches et les fraises. Elle est causée par le champignon *Guignardia bidwellii* et peut causer des pertes de rendement importantes dans les cultures affectées.

Les symptômes du Black Rot peuvent varier selon les plantes affectées, mais ils commencent généralement par des taches brunes sur les feuilles, qui se propagent rapidement et se transforment en lésions nécrotiques. Les fruits affectés peuvent également présenter des taches brunes qui peuvent devenir des ulcères et pourrir. Le champignon « *Guignardia bidwellii* » peut survivre dans les débris de cultures et les tissus des plantes infectées. Il se propage par temps humide et par le vent. Les pratiques culturales telles que la taille appropriée des plantes, la suppression des débris végétaux et la pulvérisation de fongicides peuvent aider à réduire la gravité du Black Rot [18].

Le traitement du Black Rot peut être effectué en utilisant des fongicides, qui doivent être appliqués avant l'apparition de la maladie ou dès les premiers symptômes. Il est important de suivre les instructions du fabricant et de répéter l'application selon les besoins.



Figure 1.15 : Photo zoomée de l'*Alternaria solani* de tomate pris par camera [18].

1.5. Conclusion

On déduit que les maladies des plantes sont causées par divers agents pathogènes, y compris les champignons, les bactéries, les virus et les nématodes. La complexité de ces maladies est amplifiée par les interactions avec les facteurs environnementaux et les pratiques agricoles.

Donc, ce chapitre contient une partie historique sur la découverte et l'identification des maladies des plantes, à partir des différents programmes pour voir et faire une relation technique entre eux. Ce qui contribuera à introduire l'aspect technologique pour détecter ces symptômes à l'avenir.

Chapitre II

Intelligence artificielle et traitement d'image

Ce chapitre est basé sur la relation entre « *l'intelligence artificielle* » et le processus « *de traitement d'images* » avec leurs définitions et domaines d'application, plus quelques des équipements utilisés pour contrôler toujours sans des erreurs et détecter les maladies des plantes aussi, surtout les dernières années.

Le contenu du chapitre :

II. Introduction.....	20
II.1. Généralité sur l'intelligence artificielle.....	20
II.2. Histoire de l'intelligence artificielle.....	21
II.3. Coté d'application de l'intelligence artificielle.....	22
II.4. Comparaison des méthodes de l'intelligence artificielle et des méthodes informatiques classiques.....	24
II.5. Généralité sur l'apprentissage.....	25
II.6. Les Réseaux de Neurones.....	31
II.7. Définition de traitement d'image.....	35
II.8. Phases du traitement d'image.....	36
II.9. Composantes du traitement d'image numérique.....	38
II.10. Réseaux de Neurones Convolutifs (CNNs).....	40
II.11. Choix des hyperparamètres.....	42
II.12. Application de IA dans le traitement d'image.....	43
II.13. L'utilisation de la technologie pour détection les maladies des plantes.....	45
II.14. Conclusion.....	46

II. Introduction

L'intelligence artificielle (IA) et le traitement d'image sont des domaines étroitement liés qui ont connu des avancées spectaculaires ces dernières années. L'IA, en particulier à travers des sous-domaines comme l'apprentissage profond (deep learning) et l'apprentissage automatique (machine learning), a révolutionné la manière dont les images sont traitées et analysées.

A- L'intelligence artificielle

II.1. Généralité sur l'intelligence artificielle

II.1.1. Définition de l'intelligence artificielle :

Le mot « *intelligence* » est dérivé du latin « *intelligere ou intelligere* ». Notons qu'Internet, en amplifiant les mécanismes de renforcement d'informations entre les êtres humains, a fortement contribué à installer le concept d'intelligence collective [21]. L'intelligence est la capacité dynamique de pouvoir faire des inférences entre des stimuli, d'en déduire des abstractions, de créer un langage qui permet de nommer, d'échanger et de faire des liens entre ces abstractions.

L'intelligence a permis de définir le concept de contexte, pouvant ainsi expliciter que les liens ne sont pas forcément répétitifs. C'est dans toutes ces capacités que l'humain se distingue des autres mammifères. Non seulement un chien ne sait pas dire « demain », mais il est probable que le concept de « demain » ne soit pas développé dans ses capacités cognitives [22]. Exemple d'un mathématicien britannique Alan Turing en 1950 sur l'intelligence artificielle (Figure II.1) et (Figure II.2) [23] :

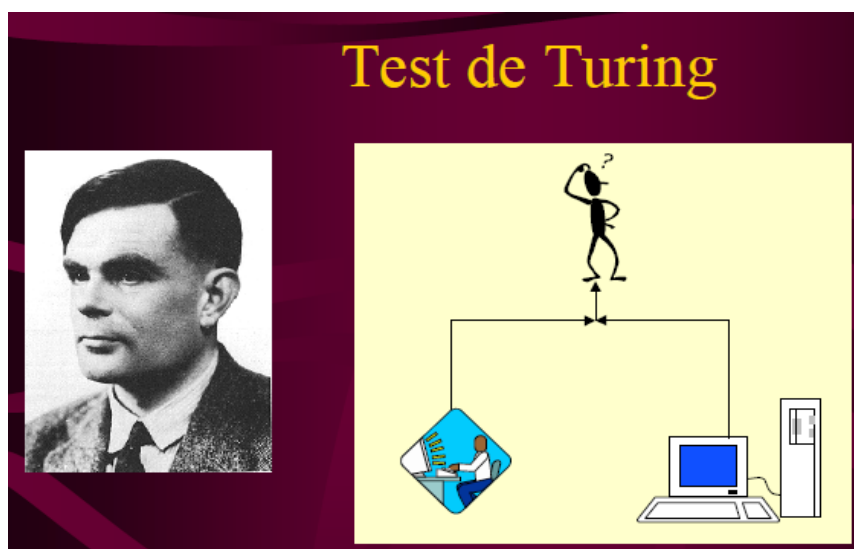


Figure II.1 : Mathématicien Alan Turing et le test proposé [23].

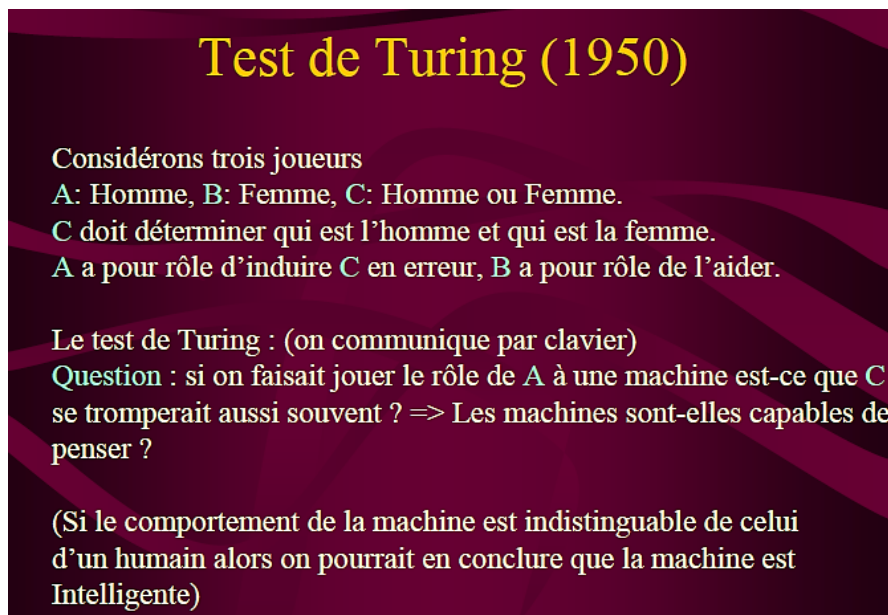


Figure II.2 : Le contenu de test Alan Turing en 1950 [23].

II.1.2. L'objectif et l'impact général de l'intelligence artificielle :

Le but de l'intelligence artificielle (IA) est de concevoir des systèmes capables de reproduire le comportement de l'humain dans ses activités de raisonnement. L'intelligence artificielle se fixe comme but de la modélisation de l'intelligence prise comme phénomène (de même que la physique, la chimie ou la biologie qui ont pour but de modéliser d'autres phénomènes).

L'intelligence artificielle (IA) a un impact profond et multifacette sur divers aspects de la société, de l'économie et de la vie quotidienne, généralement dans les côtés « *économie et emploi, santé et médecine, transport et logistique, éducation, sécurité et défense, environnement et agriculture...etc* ». En résumé, l'intelligence artificielle a un potentiel énorme pour transformer divers aspects de la société de manière positive, mais il est crucial de gérer les défis éthiques et sociaux associés pour garantir un déploiement responsable et équitable de ces technologies.

II.2. Histoire de l'intelligence artificielle

- ❖ **Gestation de l'IA (1943-1955)** : pendant cette période furent menés les premiers travaux qui peuvent être considérés comme les débuts de l'intelligence artificielle (même si le terme n'existait pas encore). On peut citer les travaux de « *McCulloch et Pitts* » qui ont introduit en 1943 un modèle de neurones artificiels. Quelques années après, « *Hebb* » proposa une règle pour modifier des connections entre neurones, et « *Minsky et Edmonds* » construisit

le premier réseau de neurones. Ce fut aussi durant cette période que « *Turing* » publia son fameux article dans lequel introduit le test de Turing [24] ;

- ❖ **Naissance d'IA (1956)** : c'est durant cette année qu'un petit groupe d'informaticiens intéressés par l'étude de l'intelligence se réunirent pour une conférence sur ce thème ;
- ❖ **Espoirs grandissants (1952-1969)** : ce fut une période très active pour le jeune domaine de l'IA. Un grand nombre de programmes furent développés pour résoudre des problèmes d'une grande diversité. Les programmes Logic Theorist (par Newell et Simon) et Geometry Théorème Prover (Gelernter) furent en mesure de prouver certains théorèmes mathématiques (tous déjà connus, mais en trouvant parfois une preuve plus élégante) [24] ;
- ❖ **Premières Déceptions (1966-1973)** : il devint durant ces années de plus en plus évident que les prédictions faites par les chercheurs en IA avaient été beaucoup trop optimistes. Ce fut le cas par exemple pour la traduction automatique ;
- ❖ **Systèmes Experts (1969-1979)** : le premier système expert, appelé DENDRAL, fut créé en 1969 pour la tâche spécialisée consistant à déterminer la structure moléculaire d'une molécule étant donné sa formule et les résultats de sa spectrométrie de masse ;
- ❖ **L'IA dans l'Industrie (1980-présent)** : Au début des années 80, l'entreprise DEC commença à utiliser un système expert d'aide à la configuration de systèmes informatiques, ce qui leur permit d'économiser des dizaines de millions de dollars chaque année ;
- ❖ **L'IA Moderne (1987)** : présent L'intelligence artificielle est devenue au fil du temps une matière scientifique de plus en plus rigoureuse et formelle. La plupart des approches étudiées aujourd'hui sont basées sur des théories mathématiques ou des études expérimentales plutôt que sur l'intuition, et sont appliquées plus souvent aux problèmes issus du monde réel [24].

II.3. Coté d'application de l'intelligence artificielle

II.3.1. Domaines d'utilisation :

- ❖ **Les systèmes experts** (médecine, analyse financière, configuration d'appareils), tâche de diagnostic, de surveillance ou de dépannage d'installations industrielles [23] ;
- ❖ **Robotique et FAO (fabrication assistée par ordinateur)**, introduction de robots qui acquièrent l'information à l'aide de capteurs ou de caméras afin de se mouvoir dans des environnements diversifiés ;
- ❖ **Compréhension du langage et traduction automatique**, apparition d'interfaces en langage naturel = interrogation de bases de données en français ou en anglais [23] ;

- ❖ **Reconnaissance des formes** (reconnaissance de la parole, de l'image et de l'écriture). IBM utilise une interface auditive qui reconnaît 20000 mots anglais tirés du vocabulaire des affaires et qui les écrit à l'écran [23] ;
- ❖ **Apprentissage** créer des programmes qui génèrent leurs propres connaissances en se modifiant à partir de leurs succès et leurs erreurs ;
- ❖ **L'émotion artificielle**, (les travaux de **Rosalinda Picard** sur l'émotion).

II.3.2. Domaine de recherche :

- ❖ **Apprentissage machine** ; ce processus contient les systèmes d'apprentissage analytiques ont pour but d'analyser et de mettre sous une forme plus efficace ou « opérationnelle » les connaissances déjà existantes. Les systèmes d'apprentissage synthétiques ont pour but de découvrir des connaissances fondamentalement nouvelles [23] ;
- ❖ **Réalité virtuelle** ; ce domaine propose de nouvelles formes d'interaction entre l'homme et la machine. L'arrivée d'ordinateurs plus puissants, dotés d'impressionnantes capacités graphiques, couplés à des périphériques de visualisations et d'interaction (casque, gant...etc) permet de fournir les informations sensorielles nécessaires (Figure II.3) ;
- ❖ **Reconnaissance des formes** ; les recherches dans ce domaine visent à automatiser le discernement de situations typiques sur le plan de la perception. Ses méthodes trouvent des applications nombreuses. Citons la vision, la reconnaissance de la parole, la lecture optique de documents et la synthèse d'images [23].

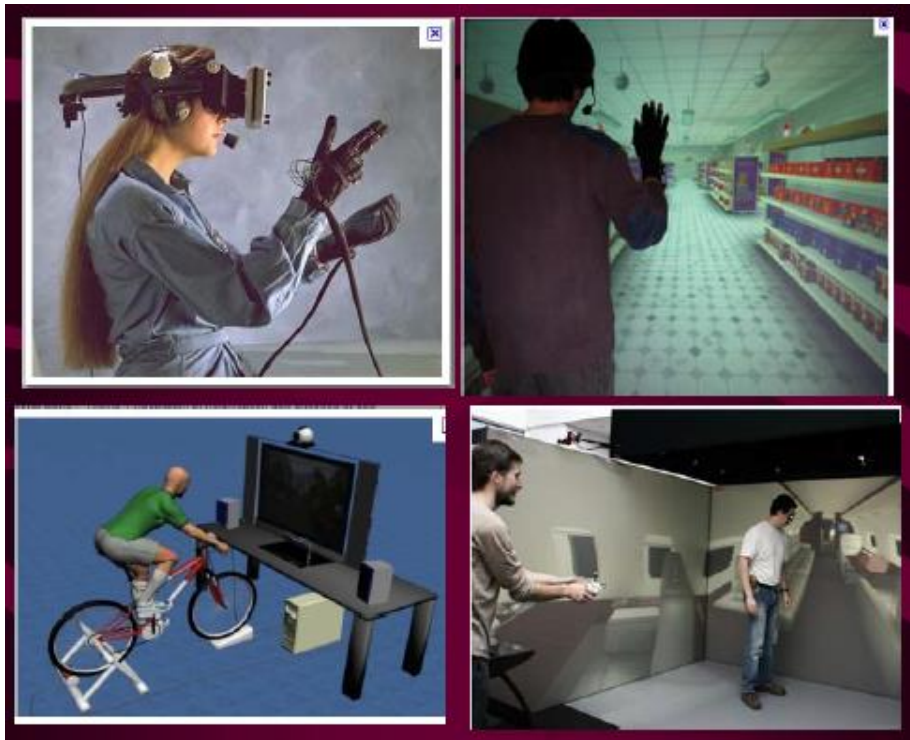


Figure II.3 : Photos sur la réalité virtuelle d'intelligence artificielle dans la recherche [23].

II.4. Comparaison des méthodes de l'intelligence artificielle et des méthodes informatiques classiques

(Tableau II.1) représente une comparaison générale entre les deux méthodes technologique et applicable dans plusieurs domaines techniques.

Tableau II.1 : Comparaison entre IA et méthode d'informatique classique [23].

Méthodes d'informatique classiques	Méthodes d'intelligence artificielle
Près du fonctionnement de la machine	Près du fonctionnement humain
Traitement de nombres ou de textes	Traitement de symboles
Utilisent beaucoup de calculs	Utilisent beaucoup d'inférences
Suivent des algorithmes rigides et exhaustifs	Font appel à des heuristiques et à des raisonnements incertains
Ne sont généralisables qu'à une classe de problèmes semblables	Sont généralisables à des domaines complètement différents

II.5. Généralité sur l'apprentissage

L'apprentissage contient deux types essentiels dans le domaine de technologie, « *l'apprentissage profond (Deep Learning)* » et « *l'apprentissage automatique (machine Learning)* » sont deux sous-domaines importants de l'intelligence artificielle (IA) (Figure II.4) qui sont étroitement liés, mais qui diffèrent dans leur approche de l'analyse des données [18].

L'apprentissage automatique implique l'utilisation d'algorithmes pour analyser les données, identifier des modèles et prendre des décisions sur la base de ces données.

L'apprentissage profond, quant à lui, est une forme plus avancée d'apprentissage automatique qui implique l'utilisation de réseaux neuronaux artificiels modélisés sur la structure et la fonction du cerveau humain pour analyser des données complexes [25] [18].

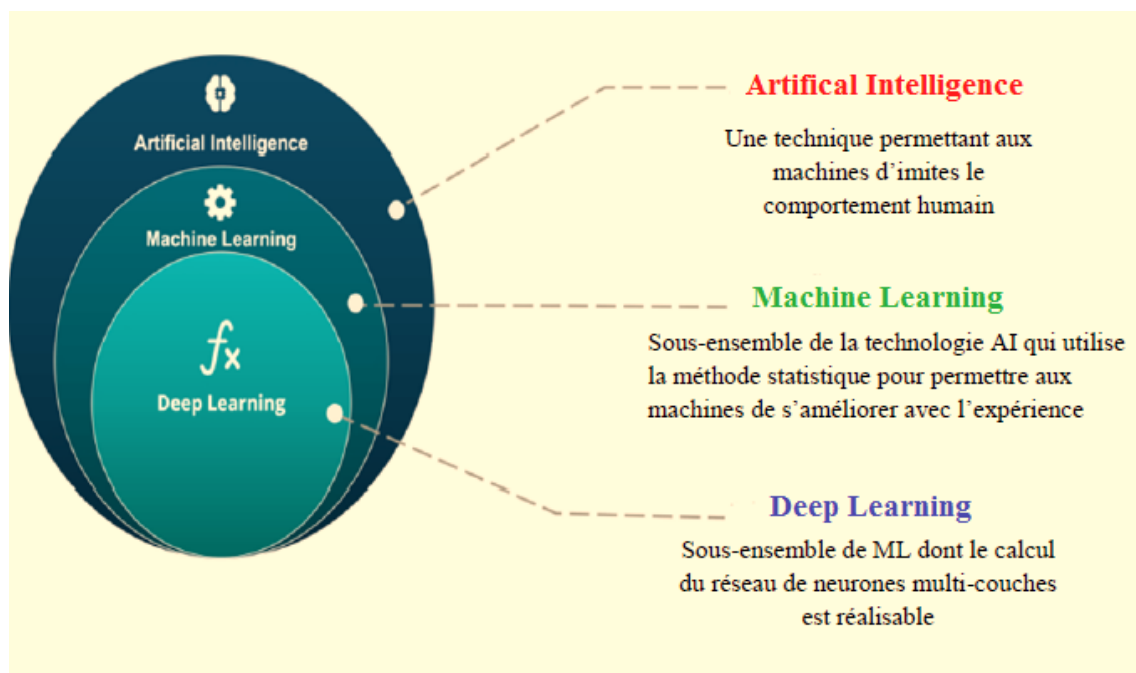


Figure II.4 : La relation entre l'IA, machine learning (automatique) et le deep learning (profond) [27].

II.5.1. Définition de l'apprentissage automatique :

L'apprentissage automatique est un domaine de l'informatique, qui se concentre sur le développement d'algorithmes et de modèles capables d'apprendre des schémas et des idées à partir de données. Il existe depuis les années 1950 et a connu une croissance et une évolution significatives au cours des dernières décennies [18].

Le processus d'apprentissage consiste à introduire de grandes quantités de données dans un système informatique et à utiliser des méthodes statistiques pour extraire des modèles et des relations significatives de ces données. Ces modèles et relations peuvent ensuite être utilisés pour faire des prédictions, identifier des anomalies ou effectuer d'autres tâches. Il existe trois principaux types d'apprentissage automatique [27] :

- ✓ L'apprentissage supervisé ;
- ✓ L'apprentissage non supervisé ;
- ✓ L'apprentissage par renforcement.

II.5.2. Principe de l'apprentissage :

L'apprentissage est utilisé dans un large éventail d'applications, notamment la reconnaissance d'images et de la parole, le traitement du langage naturel, les systèmes de recommandation, la détection des fraudes et l'analyse prédictive. Par exemple, les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent être utilisés pour classer automatiquement les courriels comme étant du spam ou non, ou pour recommander des films en fonction de l'historique de visionnage d'un utilisateur.

Dans l'ensemble, l'apprentissage est un outil puissant qui peut aider les organisations et les individus à prendre de meilleures décisions, à automatiser des tâches répétitives et à obtenir des informations à partir de grandes quantités de données [18].

II.5.3. Domaines d'utilisation de l'apprentissage :

- + **Médecine et Santé** : Le machine learning aide à diagnostiquer des maladies à partir d'images médicales et à découvrir de nouveaux médicaments ;
- + **Finance** : Il est utilisé pour l'analyse de crédit, la prévision des marchés financiers et la détection des fraudes [18] ;
- + **Commerce électronique** : Le machine learning personnalise les recommandations de produits, optimise les prix et gère les stocks en ligne ;
- + **Automobile** : Il alimente la conduite autonome, la gestion de flottes de véhicules et la prévision de la demande pour les covoiturages ;
- + **Industrie** : Le machine learning assure la maintenance prédictive, le contrôle qualité automatisé et l'optimisation de la production industrielle ;
- + **Marketing et publicité** : Il personnalise les publicités en ligne, analyse les sentiments des clients et segmente la clientèle ;

- + **Energie** : Il optimise la demande énergétique, gère l'énergie intelligemment et optimise les réseaux électriques ;
- + **Langage naturel** : Le machine learning est essentiel pour la traduction automatique, le résumé de texte et les chat bots ;
- + **Vision par ordinateur** : Il permet la reconnaissance d'objets, le suivi d'objets et l'analyse d'images et de vidéos ;
- + **Education** : Il personnalise l'apprentissage, évalue les réponses des élèves et analyse la rétention des étudiants ;
- + **Sécurité** : Il détecte les intrusions informatiques, analyse les menaces de sécurité et identifie les activités suspectes ;
- + **L'agriculture** : Il gère l'irrigation, prédit les rendements agricoles et surveille les cultures ;
- + **Environnement** : Il prédit les catastrophes naturelles, surveille la qualité de l'air et de l'eau, et favorise la conservation de la faune ;
- + **Divertissement** : Le machine learning recommande du contenu, génère du contenu créatif et améliore les jeux vidéo ;
- + **Transport** : Il planifie les itinéraires, gère le trafic et facilite le partage de véhicules électriques [18].

II.5.4. Les types d'apprentissage :

II.5.4.1. L'apprentissage supervisé :

Nous appelons l'apprentissage supervisé (Figure II.5) une branche de machines Apprentissage intéressé par des problèmes formalisables par : étant donné n observations $\{(x_i)\}$ est décrit dans un espace X , leurs étiquettes $\{y_i\}$ sont décrits dans un espace Y , on suppose que des étiquettes puissent être obtenues à partir d'observations grâce à une fonction [25] :

Fixe et inconnu : $y_i = \phi(x_i) + \epsilon_i$, où ϵ_i est un bruit aléatoire. il s'agit alors d'utiliser les données pour déterminer la fonction : $x \rightarrow y$ Ainsi, pour tout couple $(x, \phi(x)) \in X \times Y$, $f(x) \approx \phi(x)$

L'espace définissant les données est généralement $X = \mathbb{R}^p$ [24].

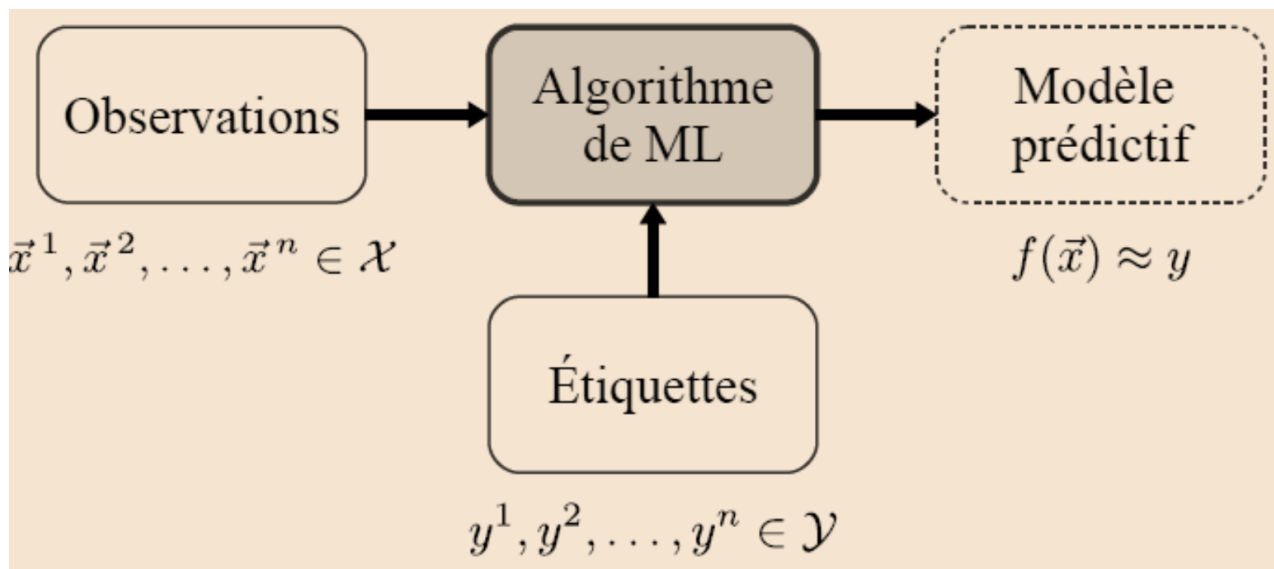


Figure II.5 : L'apprentissage supervisé [18].

❖ **Classification binaire :**

Dans le cas où les étiquettes sont binaires, elles indiquent l'appartenance à une classe. On parle alors de classification binaire.

Un type d'apprentissage supervisé dans lequel l'espace des étiquettes est binaire, autrement dit $\mathbf{Y} = \{0 ; 1\}$ est appelé une classification binaire [25].

❖ **Classification multi-class :**

Dans le cas où les étiquettes sont discrètes, et correspondent donc à plusieurs classes, on parle de classification multi-classe.

Un type d'apprentissage supervisé dans lequel l'espace des étiquettes est discret et fini, autrement dit $\mathbf{Y} = \{1, 2, \dots, C\}$ est appelé un classification multi-classe. C'est le nombre de classes [25].

❖ **Régression linéaire :**

Le but de la régression linéaire est de représenter la variable de sortie y en fonction de la variable d'entrée x de manière linéaire, c'est-à-dire $y = ax + b$. Le modèle comporte donc deux paramètres, **A** et **B**, dont les valeurs optimales doivent être trouvées lors de la phase d'apprentissage. Plusieurs techniques existent pour estimer ces paramètres, les plus courantes étant les moindres carrés, la déviance et le maximum de vraisemblance.

La régression linéaire est un algorithme d'apprentissage supervisé, alors nous avons N paires d'entrées-sorties pour former un ensemble de données $D = \{x_i, y_i\} i \in [1, N]$. Ce sont ces données connues qui permettent d'estimer les paramètres du modèle. Ici nous utiliserons la méthode des

moindres carrés, qui est plus courante que les autres méthodes. Dans le cas des moindres carrés, on cherche les paramètres **A** et **B** qui permettent de minimiser la fonction de coût $\Sigma I = 1N(y_i - (ax_i + b))^2$. Cette fonction correspond à la somme des écarts au carré entre les valeurs prédites et attendues. Ces écarts à minimiser sont appelés résidus.

II.5.4.2. L'apprentissage non-supervisé :

L'apprentissage non supervisé (Figure II.6) désigne la situation d'apprentissage automatique où les données ne sont pas étiquetées (par exemple, étiquetées "balle" ou "poisson"). Il s'agit donc de découvrir la structure derrière ces données non étiquetées. Étant donné que les données ne sont pas étiquetées, l'algorithme ne peut pas calculer de manière fiable la note de passage. Les méthodes non supervisées présentent ainsi une auto-organisation, capturant des modèles sous forme de densités de probabilité ou, dans le cas des réseaux de neurones, sous forme de combinaisons de poids de machine et de préférences de caractéristiques neuronales codées dans les activations.

L'apprentissage non supervisé c'est une branche de l'apprentissage automatique s'intéressant aux problèmes qui peuvent être formalisés par : Étant donné n est décrit dans un espace \mathbf{X} , qui est un problème d'apprentissage d'une fonction sur \mathbf{X} . Vérifiez observations $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ certaines propriétés [25].

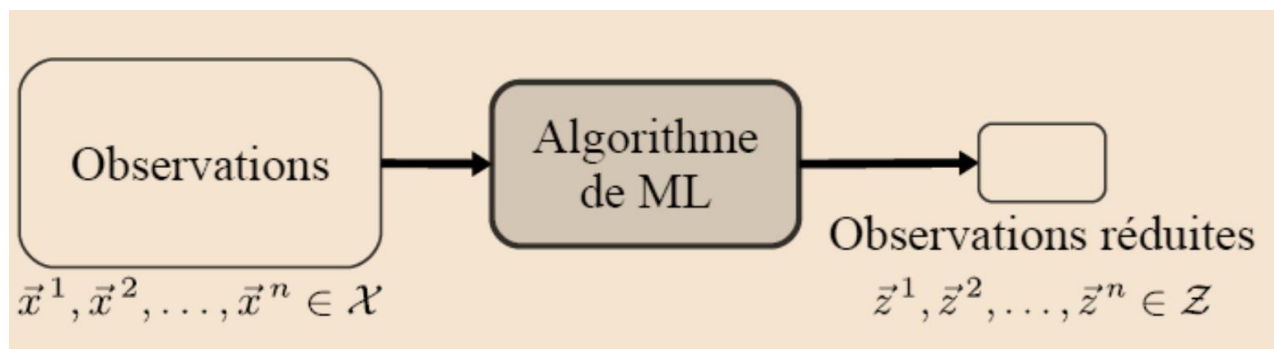


Figure II.6 : L'apprentissage non-supervisé [18].

❖ Clustering :

Le partitionnement (**Clustering**) (Figure II.7) est une méthode d'analyse statistique utilisée pour organiser les données brutes en îlots homogènes. Au sein de chaque cluster, les données sont regroupées en fonction de caractéristiques communes. Un ordonnanceur est un algorithme qui mesure la proximité entre chaque élément selon des critères définis.

Le **Clustering** est principalement utilisé pour segmenter ou classer des bases de données (comme le tri des données clients par âge, profession, lieu de résidence, etc. pour optimiser la gestion de la relation client) ou pour extraire des connaissances afin de tenter d'identifier des sous-ensembles de données difficiles à identifier avec l'œil nu [28].

Dans les citations naturelles, le regroupement est utilisé pour construire les mots-clés d'un site et créer la base de sa structure sémantique basée sur l'intention de recherche collectée sur les pages de résultats des moteurs de recherche [25].

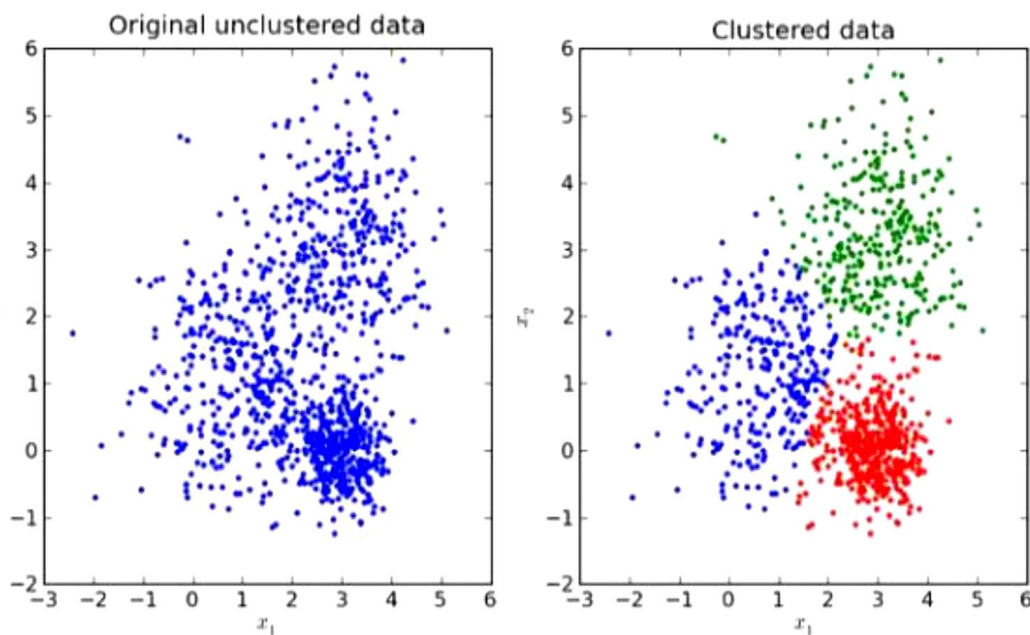


Figure II.7 : Partitionnement des données, ou Clustering [18].

❖ **Réduction de dimension :**

La réduction de la dimensionnalité est une autre classe importante de problèmes d'apprentissage non supervisé.

Il s'agit d'un problème de recherche de représentations de données dans un espace de dimensions inférieures à l'espace qu'elles représentent à l'origine (voir Figure II.8). Cela permet de réduire le temps de calcul et l'espace mémoire nécessaires pour stocker les données, et améliore souvent aussi les performances des algorithmes d'apprentissage supervisé qui sont ensuite entraînés sur ces données [29].

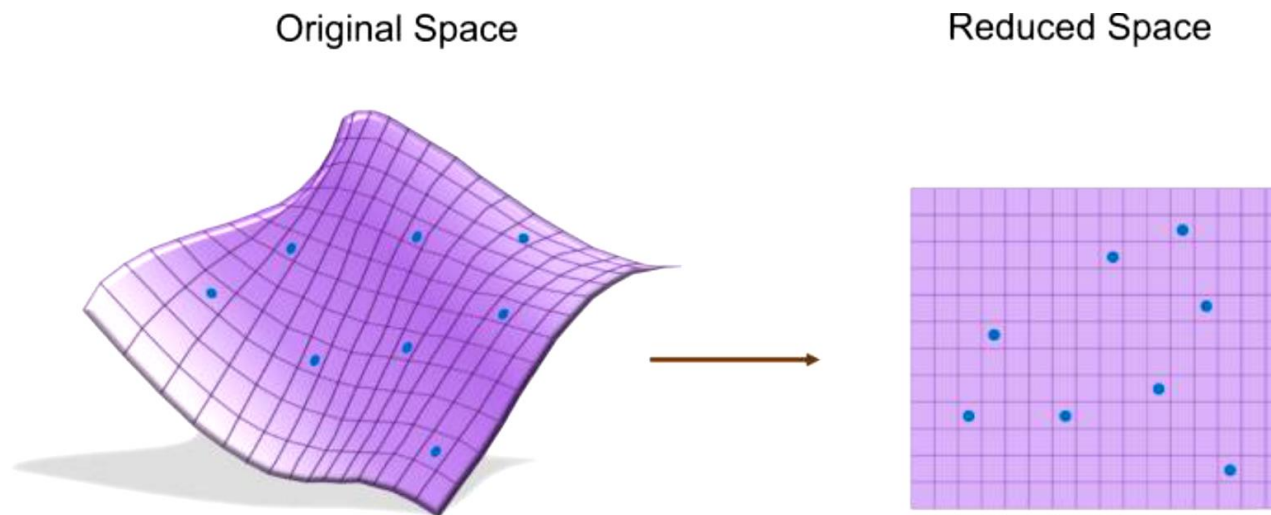


Figure II.8 : Réduction de dimension [18].

II.6. Les Réseaux de Neurones

Dans ce titre, nous parlons sur les réseaux de neurones en montrant leurs principes et typologies. Dans le prochain titre, nous détaillons les réseaux neurones convolutionnels et la raison qui nous a poussé à choisir cette typologie.

II.6.1. Modélisation d'un neurone : une inspiration biologique :

Dans les réseaux de neurones (Figure II.9), l'élément de base est un neurone artificiel qui correspond à un modèle issu des observations faites sur les neurones biologiques. Le neurone biologique est une cellule excitable, Il reçoit et traite en permanence des informations en provenance des dendrites, des stimuli qui vont agir sur la répartition des ions de part et d'autre de sa membrane. Lorsque la somme de ces courants électriques atteint un certain seuil, l'équilibre électrochimique est modifié localement et un influx nerveux (un courant électrique) est déclenché, se propage le long de l'axone puis atteint les neurones voisins reliés par les synapses. On parle de potentiel d'activation.

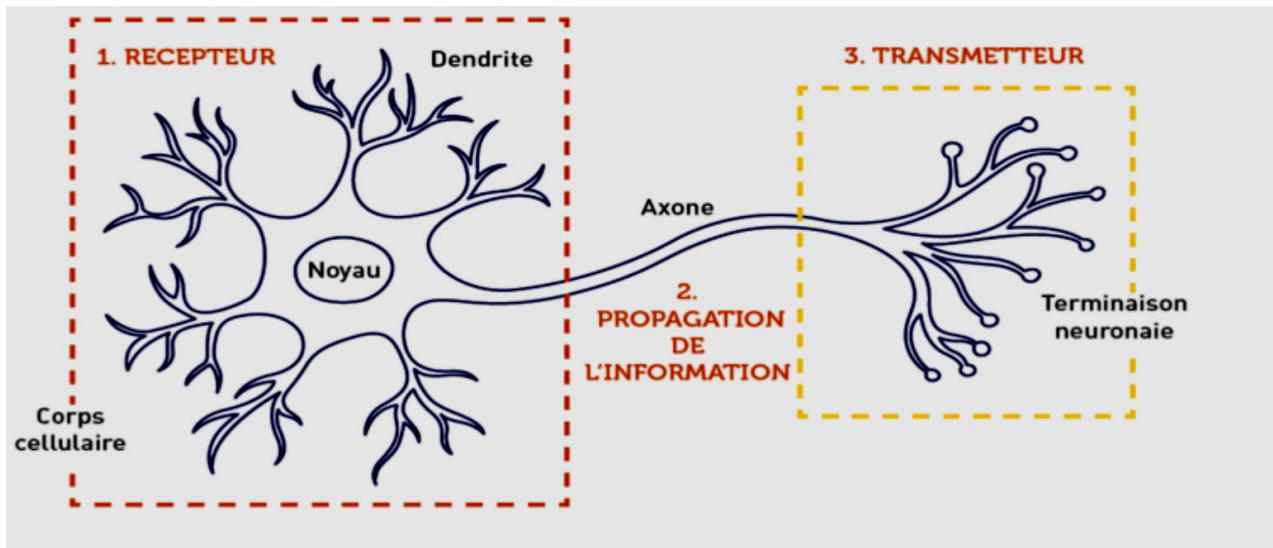


Figure II.9 : Schémas d'un neurone biologique [18].

C'est de ce mécanisme dont est inspiré le neurone artificiel, ou neurone formel, modélisé initialement par Warren McCulloch et Walter Pitts en 1943. Dans sa forme la plus simple, il peut se représenter de la façon suivante [18].

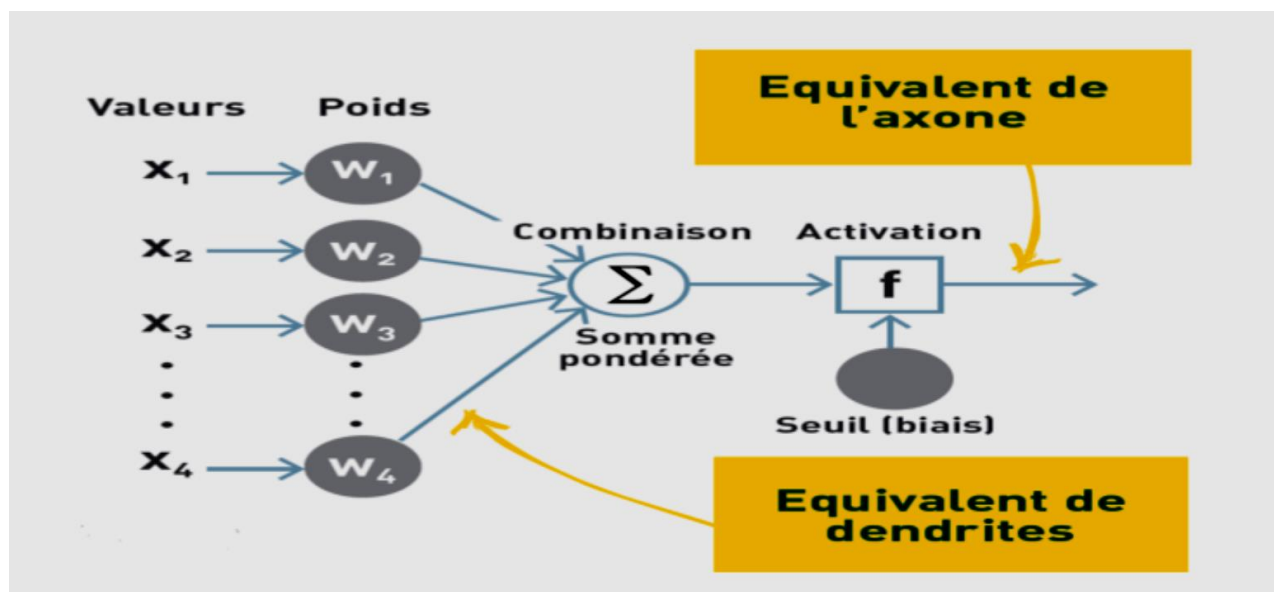


Figure II.10 : Schémas d'un neurone formel [18].

Les valeurs (x_i) sont les données d'entrée (les variables que l'on souhaite prendre en compte). On peut les comparer aux messages transmis par les liaisons entre les neurones (dendrites) (Figure II.10). Ces messages arrivent au neurone de manière pondérée c'est-à-dire que, pour traduire leur importance pour la résolution du problème, un poids (w_i) leur est attribué (on parle de « poids synaptique »). Le neurone combine d'abord ces informations en faisant la somme pondérée de tous

les messages ($\mathbf{z} = \mathbf{w}\mathbf{x}\mathbf{i}$). Puis, une fonction mathématique f , basée sur cette somme pondérée, permet l'activation du neurone c'est-à-dire la production d'un message \mathbf{Y} en sortie. La fonction d'activation s'apparente au potentiel d'activation du neurone biologique. Il peut par exemple s'agir d'une fonction de seuil qui renvoie 1 si un seuil (\mathbf{w}_0) est atteint et 0 si le seuil n'est pas atteint. $\mathbf{Y} = f(\mathbf{z}) = f(\sum \mathbf{w}\mathbf{x}\mathbf{i} + \mathbf{w}_0)$.

II.6.2. Principe des réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones proposent une simulation du fonctionnement de la cellule nerveuse à l'aide d'un automate : le neurone formel. Les réseaux neuronaux sont constitués d'un ensemble de neurones (nœuds) connectés entre eux par des liens qui permettent de propager les signaux de neurone à neurone. Grâce à leur capacité d'apprentissage, les réseaux neuronaux permettent de découvrir des relations complexes non-linéaires entre un grand nombre de variables, sans intervention externe. De ce fait, ils sont largement utilisés dans de nombreux problèmes de classification (ciblage marketing, reconnaissance de formes, traitement de signal, ...) d'estimation (modélisation de phénomènes complexes, ...) et prévision (bourse, ventes, ...). Il existe un compromis entre clarté du modèle et pouvoir prédictif. Plus un modèle est simple, plus il sera facile à comprendre, mais moins il sera capable de prendre en compte des dépendances trop variées.

II.6.3. Typologie des réseaux neuronaux :

Il existe beaucoup de types de réseaux neurones, chaque type étant développé pour un objectif particulier.

II.6.3.1. Neurone Formel :

Un neurone formel est une représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique. Le neurone formel possède généralement plusieurs entrées et une sortie qui correspondent respectivement aux dendrites et au cône d'émergence du neurone biologique (point de départ de l'axone). Les actions excitatrices et inhibitrices des synapses sont représentées, la plupart du temps, par des coefficients numériques (les poids synaptiques) associés aux entrées. Les valeurs numériques de ces coefficients sont ajustées dans une phase d'apprentissage.

Dans sa version la plus simple, un neurone formel calcule la somme pondérée des entrées reçues, puis applique à cette valeur une fonction d'activation, généralement non linéaire. La valeur finale obtenue est la sortie du neurone.

Le neurone formel est l'unité élémentaire des réseaux de neurones artificiels dans lesquels il est associé à ses semblables pour calculer des fonctions arbitrairement complexes, utilisées pour diverses applications en intelligence artificielle [30].

II.6.3.2. Neurones multicouches :

Le perceptron multicouche (*multi layer perceptron* MLP) (Figure II.11) est un classifieur linéaire de type réseau neuronal formel organisé en plusieurs couches au sein desquelles une information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie uniquement ; il s'agit donc d'un réseau de type **feed fo rward**. Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la couche de sortie correspondant toujours aux sorties du système [30].

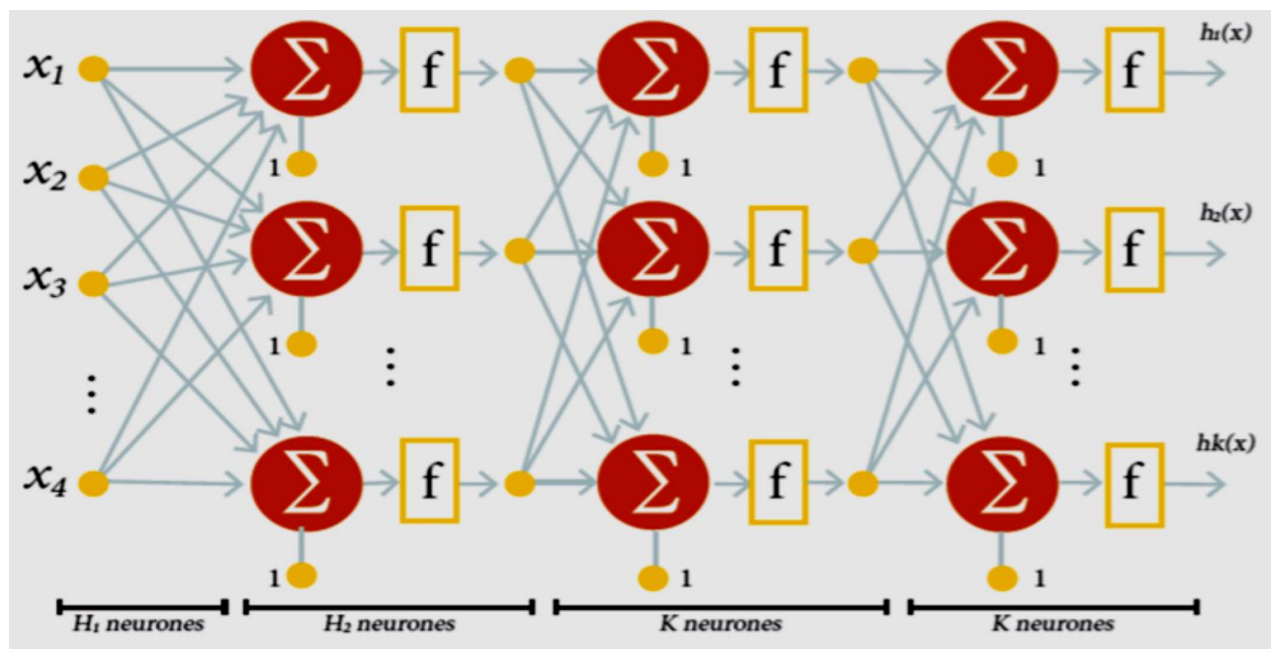


Figure II.11 : Représentation d'un perceptron multicouches [30].

II.6.3.3. Neurones récurrents :

Les réseaux de Neurones récurrents (RNNs) permettent d'analyser les séquences de vecteurs tout comme les modèles de Markov cachés. Le temps entre ici en ligne de compte car les sorties (de la coche de sortie et/ou de la coche cachées) calculées à l'instant t sont réinjectées en entrée du réseau et/ou en entrée de la couche cachée. On peut en théorie conserver dans le réseau la mémoire de ce qui s'y est passé depuis le début. Un réseau de neurones récurrent peut être considéré comme plusieurs copies du même réseau, chacune transmettant un message à son successeur [31].

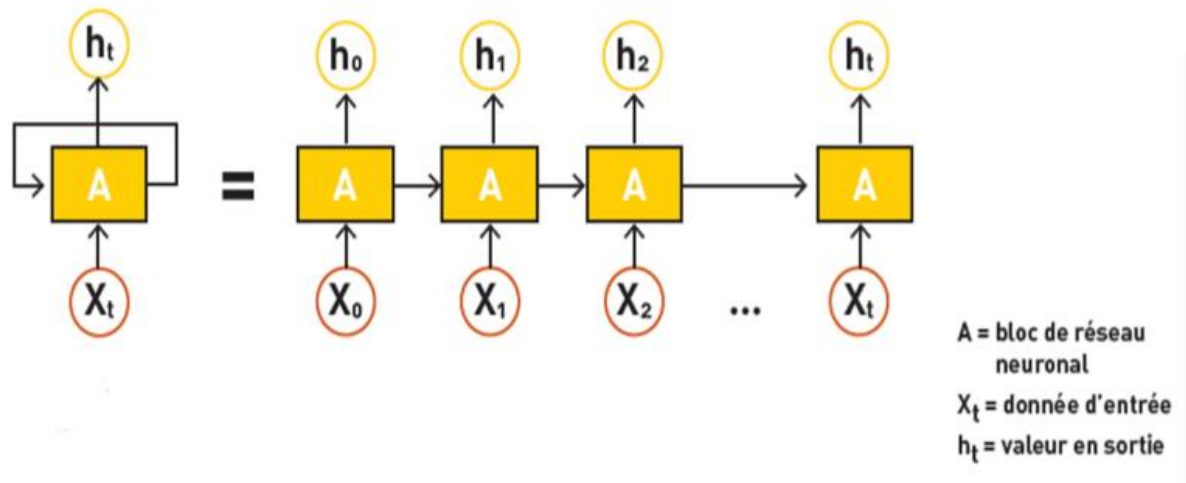


Figure II.12 : Principe général d'un réseau e neurones récurrents [31].

II.6.3.4. Réseaux Neurones Convolutionnels (CNN) :

En apprentissage automatique, un réseau de neurone convolutifs (ou réseau de neurones à convolution, ou **CNN** ou **ConvNet**) est un type de réseau de neurones artificiels acycliques (**Feed-forward**) dans lequel le motif de connexion entre les neurones est inspiré par le cortex visuel des animaux. Les neurones de cette région du cerveau sont arrangés de sorte à ce qu'ils correspondent à des régions qui se chevauchent lors du pavage du champ visuel. Leur fonctionnement est inspiré par les processus biologiques, ils consistent en un empilage multicouche de perceptrons, dont le but est de prétraiter de petites quantités d'informations.

Les réseaux neuronaux convolutifs ont de larges applications dans la reconnaissance d'image et vidéo, les systèmes de recommandation et le traitement du langage naturel [31].

A- Traitement D'image

II.7. Définition de traitement d'image

Le traitement d'image est une discipline qui se situe à l'intersection de l'informatique, de la vision par ordinateur et de la photographie numérique. Il implique diverses opérations et manipulations pour les améliorer, les analyser ou en extraire des informations utiles sur des images numériques dans le but de :

- ✚ **Améliorer la qualité de l'image** : Ceci inclut la correction des couleurs, l'ajustement de la luminosité et du contraste, la réduction du bruit, le lissage et le renforcement des contours ;

- ✚ **Restaurer des images dégradées** : Techniques pour corriger les défauts causés par des problèmes lors de la capture de l'image, comme le flou, les rayures, et autres formes de dégradation ;
- ✚ **Segmenter et analyser** : Séparation de l'image en différentes parties ou objets pour une analyse plus approfondie. Cela peut inclure la détection des bords, l'extraction de caractéristiques spécifiques et la reconnaissance d'objets ;
- ✚ **Compression et stockage** : Réduction de la taille des fichiers d'image pour économiser de l'espace de stockage et faciliter la transmission. Les techniques incluent la compression avec ou sans perte d'information ;
- ✚ **Synthèse et génération d'images** : Création de nouvelles images à partir de données, souvent utilisée dans la réalité augmentée, les jeux vidéo et la modélisation 3D.

II.8. Phases du traitement d'image

Tout au long du traitement d'image numérique, les algorithmes informatiques jouent un rôle clé. Les développeurs utilisent plusieurs algorithmes pour résoudre diverses tâches, p. ex., imagerie numérique, analyse, récupération, compression d'images, amélioration d'images, estimation d'images et estimation d'images spectrales. Les principales phases du traitement d'images numériques sont les suivantes :

II.8.1. Acquisition d'image :

L'acquisition d'une image peut être aussi simple que de donner une image qui est déjà sous forme numérique. En général, le prétraitement [32] fait partie de l'étape des acquisitions d'images, par exemple la mise à l'échelle, etc.

II.8.2. Amélioration de l'image :

L'amélioration de l'image [33] est l'un des domaines les plus simples et les plus attrayants du traitement d'image numérique. Essentiellement, l'idée derrière les techniques d'amélioration est de révéler le détail qui est obscurci, ou simplement de mettre en évidence certaines caractéristiques de l'image, telles que le changement de luminosité et de contraste, etc.

II.8.3. Restauration d'image :

La restauration d'image est l'estimation d'une image originale propre obtenue à partir d'une image endommagée afin de récupérer l'information perdue. Les méthodes de restauration sont généralement basées sur des modèles statistiques ou probabilistes de perte d'image.

II.8.4. Traitement des images couleur :

Le traitement des images couleur représente une croissance majeure de l'utilisation des images numériques sur Internet. Ceux-ci peuvent inclure la modélisation et le traitement des couleurs dans un domaine numérique, etc.

II.8.5. Traitement des ondelettes et multi-résolution :

C'est une fonction mathématique utilisée dans la compression d'images. La base pour représenter des images dans différents niveaux de résolution est les ondelettes. Les images pour la compression des données et la représentation pyramidale sont divisées en parties plus petites [34].

II.8.6. Segmentation d'image :

Le processus de division d'une image en ses éléments constitutifs est connu sous le nom de segmentation [35]. L'auto-segmentation est généralement l'une des tâches les plus difficiles dans le traitement numérique des images. Une technique de segmentation rigoureuse fournit une solution aux problèmes d'imagerie, qui comprennent l'identification individuelle des objets.

II.8.7. Traitement morphologique :

Le traitement morphologique est effectué en utilisant des outils pour extraire les composants de l'image qui sont utiles dans la représentation et la description de la forme.

II.8.8. Représentation et description :

La sortie d'une étape de segmentation, qui est généralement des données brutes de pixels, est toujours suivie par la représentation et la description, qui constituent soit les limites d'une zone ou tous les points à l'intérieur de la région elle-même. La représentation est un composant de la solution pour convertir les données brutes dans un format adapté au traitement ultérieur du système. La description concerne l'extraction des qualités qui donnent lieu à des données quantitatives. C'est la base pour distinguer une classe de choses d'une autre.

II.8.9. Base de connaissances :

Une base de données des connaissances est utilisée pour stocker les connaissances sur un domaine problématique dans un système de traitement d'images. Elle permet de limiter la recherche.

II.8.10. Reconnaissance d'objet :

Le processus d'attribution d'une étiquette à un élément en fonction de ses descripteurs, comme une voiture, est connu sous le nom de reconnaissance.

II.9. Composantes du traitement d'image numérique

Les composants du traitement d'image numérique sont le capteur d'image, le numériseur, le processeur et l'unité d'affichage [8].

II.9.1. Capteur d'image :

Le capteur d'image interprète l'énergie rayonnante qui se propage de la scène et la modifie pour produire une image d'intensité. Il est nécessaire d'acquérir une image numérique.

II.9.2. Ordinateur :

Un ordinateur et peut aller d'un PC à un superordinateur dans un système de traitement d'image. Dans les systèmes de traitement d'images à usage général, des ordinateurs spécifiquement construits sont parfois utilisés pour atteindre un degré de performance nécessaire. Pour les opérations de traitement d'image hors ligne, presque n'importe quel ordinateur de type PC bien équipé ferait l'affaire. Dans le traitement de l'image, des systèmes allant des micro-ordinateurs aux énormes ordinateurs sont utilisés.

II.9.3. Logiciel de traitement d'images :

Le logiciel de traitement d'image est composé de modules qui exécutent chacun une tâche spécifique. Un paquet bien codé offre la possibilité à l'utilisateur de développer un code qui utilise le moins possible les modules spécialisés [8].

II.9.4. Matériel de traitement d'image spécialisé :

Les numériseurs et les appareils qui effectuent des opérations fondamentales telles que le calcul de la moyenne des images comprennent du matériel de traitement d'images spécialisé.

II.9.5. Numériseur :

Un numériseur est nécessaire pour entrer des images dans un ordinateur numérique et produire une image numérique composée de valeurs d'intensité à des endroits discrets. C'est un dispositif qui transforme la sortie d'un dispositif de détection physique en forme numérique. Les capteurs d'une caméra vidéo numérique fournissent une sortie électrique qui est proportionnelle à l'intensité de la lumière. Le numériseur est responsable de la conversion des sorties en données numériques.

II.9.6. Appareils papier :

Les caméras, les appareils sensibles à la chaleur, les imprimantes laser, les unités à jet d'encre et les unités numériques telles que les disques CD-ROM et les disques optiques sont tous utilisés pour capturer des images. Alors que le film offre la meilleure résolution, le papier est le support logique de choix pour le contenu écrit. Les images sont présentées sur des supports numériques pour des présentations, ou sur des films transparents si une technologie de projection d'image est utilisée. La méthode plus récente est avantageuse approuvée comme norme pour des affichages d'image [8].

II.9.7. Unité d'affichage :

Un dispositif d'affichage génère et affiche une représentation visuelle des valeurs numériques stockées dans un ordinateur sous forme de tableau d'images.

II.9.8. Stockage de masse :

L'intensité de chaque pixel est une quantité de 8 bits dans l'image de la taille 1024*1024 pixels, si l'image n'est pas compressée, il faut un mégaoctet d'espace de stockage. Lorsque nous travaillons avec des milliers d'images, il est difficile de fournir un stockage suffisant dans un système de traitement d'image. Il existe trois types d'applications de traitement d'image [8] :

a) Stockage à court terme pour utilisation pendant le traitement :

La mémoire de l'ordinateur est une méthode de stockage à court terme. Un autre exemple est les tampons d'images, qui sont des cartes spécialisées qui stockent une ou plusieurs images et peuvent être récupérées rapidement, souvent à des taux vidéo (par exemple, à 40 images complètes par seconde) ;

b) Stockage en ligne pour un rappel raisonnablement rapide :

Les disques magnétiques ou les supports optiques sont couramment utilisés pour le stockage en ligne. La principale cause de différenciation du stockage en ligne est l'accès régulier aux données stockées ;

c) Stockage d'archives, différencier par un accès peu fréquent :

Il est utilisé pour un accès peu fréquent.

II.9.9. Mise en réseau :

La bande passante est la chose principale dans la transmission d'images. Ce n'est pas un problème avec les réseaux spécialisés, mais les communications Internet vers des endroits éloignés ne sont pas toujours aussi efficaces. Ce scénario s'améliore rapidement grâce à diverses technologies à large bande comme la fibre optique.

II.10. Réseaux de Neurones Convolutifs (CNNs)**II.10.1. Définition de la convolution :**

La convolution est un outil mathématique simple qui est très largement utilisé pour le traitement d'image, ce qui explique que les réseaux de neurones à convolution soient particulièrement bien adaptés à la reconnaissance d'image.

La convolution agit comme un filtrage. On définit une taille de fenêtre qui va se balader à travers toute l'image (rappelez-vous qu'une image peut être vue comme étant un tableau) (Figure II.13). Au tout début de la convolution, la fenêtre sera positionnée tout en haut à gauche de l'image puis elle va se décaler d'un certain nombre de cases (c'est ce que l'on appelle le pas) vers la droite et lorsqu'elle arrivera au bout de l'image, elle se décalera d'un pas vers le bas ainsi de suite jusqu'à ce que le filtre est parcourue la totalité de l'image [36].

Le but est de se servir des valeurs présentes dans le filtre à chaque pas. La convolution va effectuer une opération avec ces pixels. Il peut s'agir de n'importe quelle opération, par exemple on extrait la valeur la plus grande (soit le pixel avec la plus grande valeur).

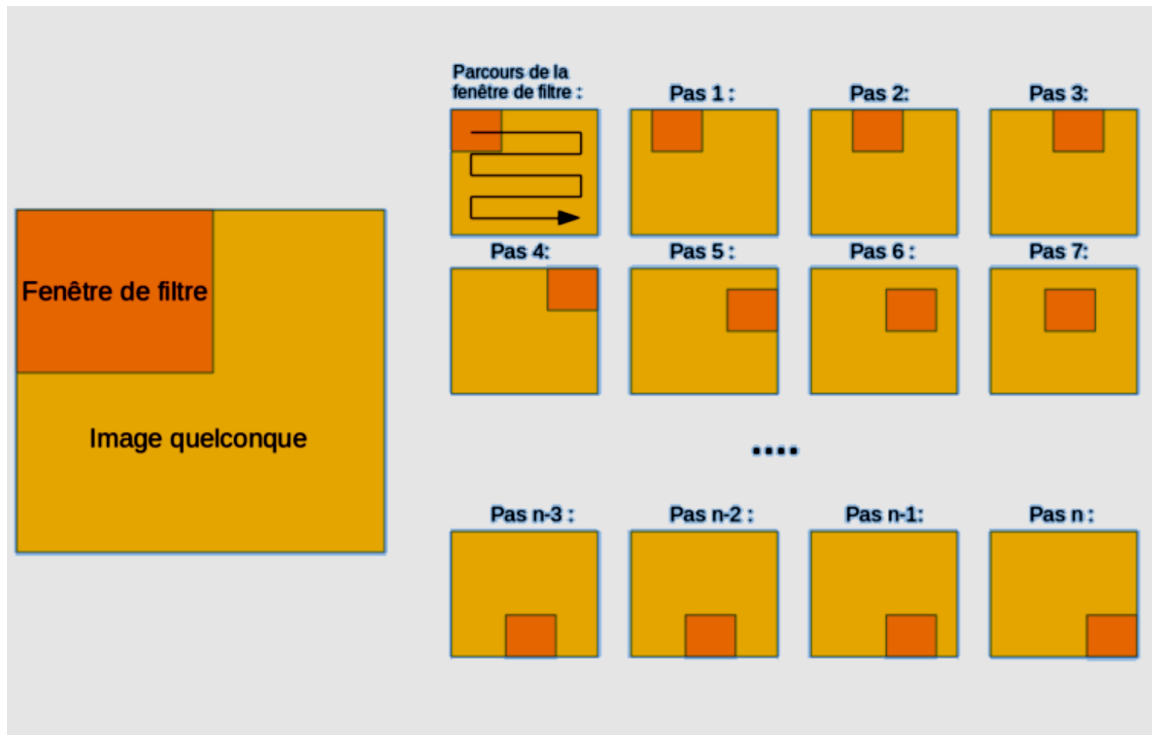


Figure II.13 : Schéma du parcours de la fenêtré de filtre sur l'image [37].

II.10.2. Principe d'architecture d'un CNN :

Les réseaux de neurones convolutifs (Figure II.14) sont à ce jour les modèles les plus performants pour classer des images. Ils comportent deux parties bien distinctes une première partie que l'on appelle la partie convolutive du modèle et la seconde partie, que l'on va appeler la partie classification du modèle qui correspond à un modèle MLP (**Multi Layer Perceptron**) [30].

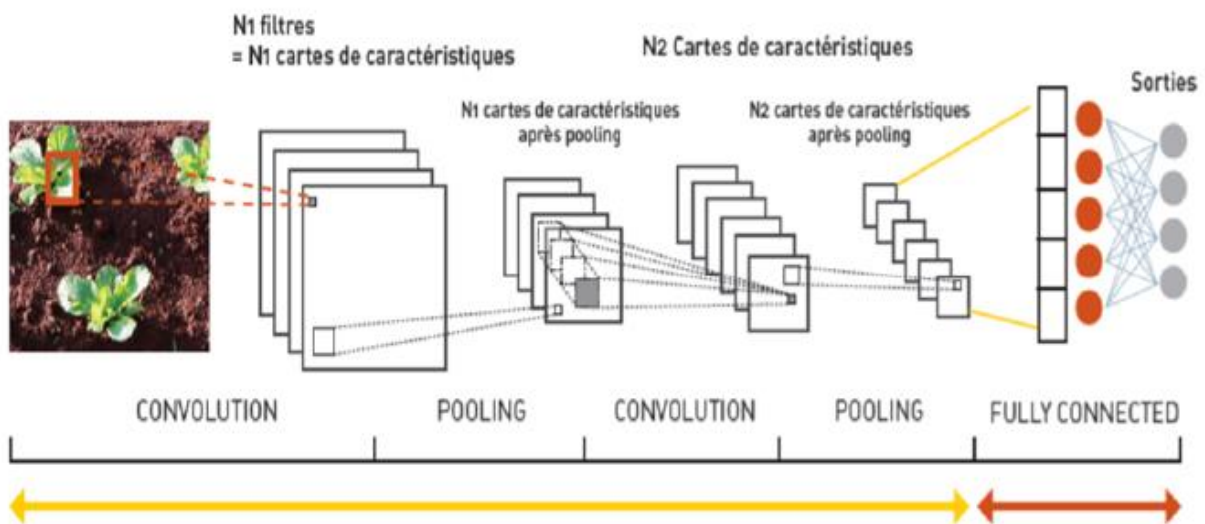


Figure II.14 : Architecture d'un réseau de neurones convolutifs [31].

II.11. Choix des hyperparamètres

Les CNNs utilisent plus d'hyperparamètres qu'un MLP standard. Même si les règles habituelles pour les taux d'apprentissage et des constantes de régularisation s'appliquent toujours, il faut prendre en considération les notions de nombre de filtres, leur forme et la forme du max pooling.

II.11.1. Nombre de filtres :

Comme la taille des images intermédiaires diminue avec la profondeur du traitement, les couches proches de l'entrée ont tendance à avoir moins de filtres tandis que les couches plus proches de la sortie peuvent en avoir davantage. Pour égaliser le calcul à chaque couche, le produit du nombre de caractéristiques et le nombre de pixels traités est généralement choisi pour être à peu près constant à travers les couches. Pour préserver l'information en entrée, il faudrait maintenir le nombre de sorties intermédiaires (nombre d'images intermédiaire multiplié par le nombre de positions de pixel) pour être croissante (au sens large) d'une couche à l'autre.

Le nombre d'images intermédiaires contrôle directement la puissance du système, dépend du nombre d'exemples disponibles et la complexité du traitement [37].

II.11.2. Forme de filtres :

Les formes de filtre varient grandement dans la littérature. Ils sont généralement choisis en fonction de l'ensemble de données. Les meilleurs résultats sur les images de MNIST (28x28) sont habituellement dans la gamme de 5x5 sur la première couche, tandis que les ensembles de données d'images naturelles (souvent avec des centaines de pixels dans chaque dimension) ont tendance à utiliser de plus grands filtres de première couche de 12x12, voire 15x15. Le défi est donc de trouver le bon niveau de granularité de manière à créer des abstractions à l'échelle appropriée et adaptée à chaque cas [31].

II.11.3. Forme de pooling :

Les valeurs typiques sont **2*2 ou 3*3**. De très grands volumes d'entrée peuvent justifier un pooling 4x4 dans les premières couches. Cependant, le choix de formes plus grandes va considérablement réduire la dimension du signal, et peut entraîner la perte de trop d'information [38].

C'est une opération simple qui consiste à remplacer un carré de pixels (**généralement 2×2 ou 3×3**) par une valeur unique. De cette manière, l'image diminue en taille et se retrouve simplifiée (lissée).

II.12. Application de IA dans le traitement d'image

L'intelligence artificielle (IA) joue un rôle crucial dans le traitement d'image, apportant des innovations et des améliorations significatives dans divers domaines. Voici quelques-unes des applications les plus notables de l'IA dans le traitement d'image [10] :

II.12.1. Reconnaissance d'Image :

- **Identification des Objets** : Les algorithmes de reconnaissance d'image permettent de détecter et de classifier des objets dans les images avec une grande précision. Par exemple, les systèmes de surveillance peuvent identifier des personnes ou des objets spécifiques dans des vidéos en temps réel.
- **Reconnaissance Faciale** : Utilisée dans la sécurité, les réseaux sociaux et les appareils mobiles, la reconnaissance faciale permet d'identifier ou d'authentifier des personnes à partir de leurs traits du visage.

II.12.2. Segmentation d'Image :

- **Segmentation Sémantique** : Cette technique divise une image en régions significatives, comme les différentes parties d'un corps humain dans une image médicale ou les zones de végétation dans des images satellites.
- **Segmentation Instance** : Elle va plus loin en distinguant non seulement les catégories mais aussi chaque instance d'un objet, utile dans la robotique et l'automatisation.

II.12.3. Amélioration et Restauration d'Image :

- **Super-Résolution** : Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) peuvent améliorer la résolution des images de manière significative, ce qui est essentiel dans la surveillance et l'imagerie médicale [10].
- **Débruitage et Réparation** : Les algorithmes d'IA peuvent supprimer le bruit et restaurer les parties endommagées des images, améliorant ainsi la qualité globale des images.

II.12.4. Analyse et Interprétation Médicale :

- **Détection des Maladies** : L'IA aide les radiologues en analysant les images médicales pour détecter des anomalies comme les tumeurs, les fractures osseuses et d'autres pathologies avec une précision souvent supérieure à celle des humains.
- **Planification de Traitement** : Les images médicales traitées par IA peuvent aider à planifier des interventions chirurgicales et des traitements en fournissant des visualisations 3D détaillées des structures internes [8].

II.12.5. Vision par Ordinateur dans l'Industrie :

- **Contrôle de Qualité** : Dans les chaînes de production, les systèmes de vision par ordinateur basés sur l'IA détectent les défauts et les imperfections des produits en temps réel, assurant une qualité constante.
- **Navigation et Robotique** : Les robots industriels utilisent la vision par ordinateur pour naviguer dans leur environnement et accomplir des tâches complexes comme l'assemblage de précision.

II.12.6. Créativité et Arts Numériques :

- **Génération d'Images** : Les réseaux génératifs adverses (GAN) peuvent créer des images réalistes à partir de descriptions textuelles ou d'images de référence, utilisées dans la publicité, le design et les jeux vidéo [18].
- **Restaurations Artistiques** : L'IA aide à la restauration et à la colorisation d'anciennes photos et vidéos, redonnant vie à des œuvres historiques.

II.12.7. Technologies et Méthodes Utilisées :

- **Réseaux Neuronaux Convolutifs (CNN)** : Particulièrement efficaces pour le traitement d'image en raison de leur capacité à capturer les relations spatiales.
- **Réseaux Génératifs Adverses (GAN)** : Utilisés pour générer de nouvelles images à partir de données existantes.
- **Apprentissage Profond (Deep Learning)** : Fournit des modèles complexes capables d'apprendre des caractéristiques à différents niveaux de représentation.

B- La relation entre les maladies des plantes et la technologie moderne**II.13. L'utilisation de la technologie pour détecter les maladies des plantes**

La détection des maladies des plantes par la technologie représente un domaine de recherche et d'application en plein essor, avec des impacts significatifs sur l'agriculture et la sécurité alimentaire. Voici comment diverses technologies contribuent à la détection des maladies des plantes [18] :

II.13.1. Imagerie et télédétection :

- ✚ **Imagerie multi spectrale et hyper spectrale** : Ces techniques capturent des images à travers différentes bandes spectrales, permettant d'identifier les signes précoces de maladies des plantes en détectant des variations dans la réflectance de la lumière. Elles peuvent être utilisées à partir de drones, de satellites ou de caméras au sol.
- ✚ **Thermographie infrarouge** : Cette technologie détecte les variations de température des plantes, qui peuvent être indicatives de stress dû à des maladies.

II.13.2. Capteurs et Internet des objets (IoT) :

- ✚ **Capteurs de sol et de climat** : Ils mesurent des paramètres comme l'humidité du sol, la température, et l'humidité de l'air, fournissant des données qui peuvent aider à prédire les conditions favorables au développement de certaines maladies.
- ✚ **Capteurs d'imagerie sur le terrain** : Placés dans les champs, ces capteurs peuvent fournir des images en temps réel pour la détection des maladies.

II.13.3. Analyse d'images et apprentissage :

- ✚ **Reconnaissance d'image** : Les algorithmes d'apprentissage, tels que les réseaux de neurones convolutifs (CNN), peuvent analyser les images des plantes pour identifier des symptômes de maladies spécifiques.
- ✚ **Analyse prédictive** : En combinant des données de différentes sources, les modèles d'apprentissage peuvent prédire la probabilité d'apparition de maladies [8].

II.13.4. Biotechnologie et diagnostics moléculaires :

- ✚ *Tests basés sur l'ADN et l'ARN* : Techniques comme la PCR (Polymerase Chain Reaction) permettent de détecter la présence d'agents pathogènes au niveau moléculaire.
- ✚ *Capteurs bio sensibles* : Ces capteurs utilisent des réactions biologiques pour détecter la présence de pathogènes.

II.13.5. Technologies de l'information et de la communication (TIC) :

- ✚ *Applications mobiles* : Les agriculteurs peuvent utiliser des applications sur smartphones pour prendre des photos de leurs cultures et obtenir des diagnostics immédiats grâce à des algorithmes d'analyse d'image intégrés [8].
- ✚ *Systèmes d'alerte précoce* : Les plateformes TIC peuvent collecter et analyser des données en temps réel pour fournir des alertes sur les épidémies potentielles de maladies des plantes.

II.14. Conclusion

Ce chapitre contient des informations et des paramètres essentiels pour comprendre bien l'intelligence artificielle, traitement d'image et voir les applications directes et indirectes qui peut relier entre eux.

Plus, l'application de l'IA dans le traitement d'image continue d'évoluer rapidement, ouvrant de nouvelles possibilités dans des domaines variés allant de la santé à l'industrie, en passant par les arts et les technologies de l'information.

En résumé, la détection des maladies des plantes par la technologie est une fusion de diverses disciplines, de l'agronomie à l'informatique, permettant de répondre efficacement aux défis de l'agriculture moderne.

Chapitre III

Approche proposée

Ce chapitre présente l'ensemble de programmes sélectionnés avec méthodologie dans leur mise en œuvre, pour étudier les résultats obtenus, discuter et en les comparant avec d'autres résultats précédents.

Contenu de chapitre :

III. Introduction.....	47
III.1. Etat de l'art.....	48
III.2. Plateforme pour la mise en œuvre.....	52
III.3. Méthodologie.....	54
III.4. Déploiement de l'application.....	62
III.5. Conclusion.....	66

III. Introduction

Au cours des dernières décennies, la technologie informatique a joué un rôle important dans la résolution de divers problèmes réels, tels que l'agriculture, les soins de santé, etc. L'apprentissage automatique est devenu l'une des technologies les plus populaires largement utilisées pour résoudre les problèmes des agriculteurs.

Dans des études antérieures, les chercheurs ont souvent utilisé des méthodes traditionnelles d'apprentissage automatique pour classer différentes maladies des plantes. Parmi ces méthodes, la machine à vecteur de support a été largement utilisée pour une classification efficace des maladies des plantes. Cependant, les modèles traditionnels d'apprentissage automatique reposent fortement sur les caractéristiques définies par l'homme des images, qui peuvent négliger les caractéristiques importantes des images. Pour surmonter cette limitation, les chercheurs se sont tournés vers des méthodes d'apprentissage profond basées sur des réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour détecter les maladies des feuilles dans diverses plantes [1].

En agriculture, les modèles d'apprentissage profond sont couramment utilisés pour la classification et la détection des maladies des plantes. Les chercheurs utilisent fréquemment divers modèles d'apprentissage profond pour classer les maladies des plantes. Les méthodes basées sur l'apprentissage profond atteignent souvent une précision supérieure à celle des modèles d'apprentissage automatique traditionnels, en particulier avec des ensembles de données plus importants.

Le réseau de neurones convolutionnels (CNN) est le modèle d'apprentissage profond le plus populaire, et l'apprentissage par transfert avec CNN est largement favorisé pour aborder divers problèmes du monde réel [1].

Dans ce chapitre, nous aurons une brève discussion sur l'état de l'art, suivi par le développement d'un système basé sur CNN. Nous expliquerons ensuite les matériaux et méthodes utilisés dans la recherche, y compris le jeu de données d'images, les techniques de prétraitement, notre architecture proposée, les résultats de classification et l'évaluation du modèle. Enfin, nous présenterons la conclusion du chapitre.

III.1. Etat de l'art

III.1.1. Première approche :

En 2015, Mrunmayee Dhakate, étudiante en PG en systèmes numériques, et Ingole A.B., professeur adjoint, ont développé un réseau neuronal pour diagnostiquer les maladies dans les plants de grenade en Inde [44].

III.1.1.1. Introduction :

La grenade est un fruit qui pousse avec un rendement très élevé dans de nombreux états en Inde et est l'un des fruits les plus rentables sur le marché. Cependant, en raison de diverses conditions, les plantes sont infectées par diverses maladies, qui détruisent la totalité de la culture, laissant un rendement très inférieur.

Il devient nécessaire de maintenir le plus haut niveau de qualité d'exportation, principalement effectué par inspection visuelle par des experts. Cela est coûteux et prend du temps en raison de l'emplacement éloigné des fermes [44].

III.1.1.2. Méthodologie :

L'approche proposée commence par la collecte d'images (base de données), le prétraitement de ces images, l'extraction de fonctionnalités à l'aide des k-moyennes, la technique de segmentation, l'extraction de fonctionnalités à l'aide de la matrice de cooccurrence de niveau de gris (GLCM) et enfin la formation. Tout d'abord, certaines images sont utilisées pour entraîner le réseau de neurones et d'autres images sont utilisées comme images de test pour vérifier la précision des résultats (Figure III.1) [44].

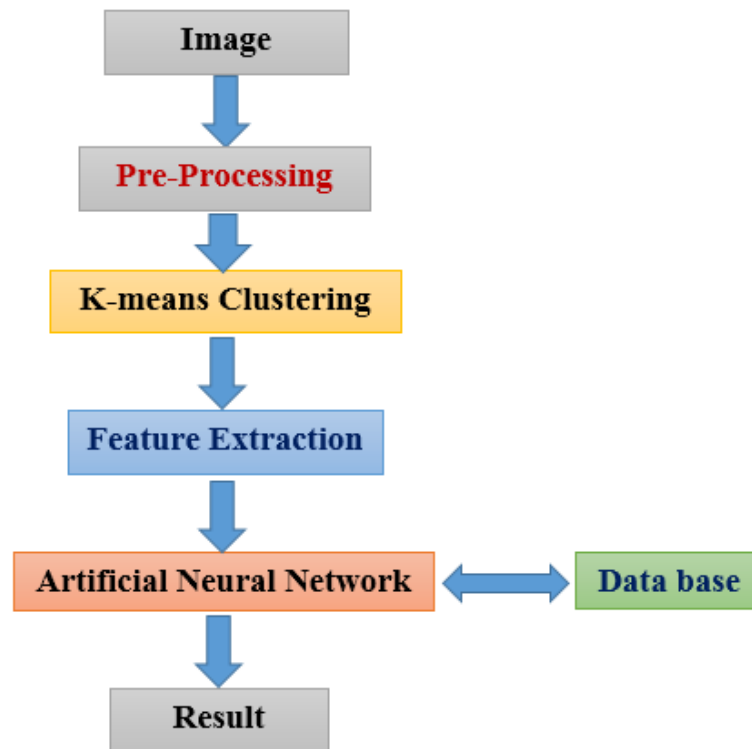


Figure III.1 : Le schéma fonctionnel [44].

III.1.1.3. Résultats :

Pour le travail expérimental, une base de données de 500 images est créée. Le K-means segmente l'image en 4 clusters. $k=4$ est considéré parce qu'il donne des clusters appropriés que $k=3$ ou $k=5$. À partir de ces images, les caractéristiques de texture sont extraites en utilisant la méthode GLCM. À partir de ces caractéristiques, le réseau neuronal est formé et il aide à classer les images dans différentes catégories, à savoir, bon fruit, tache de fruit, brûlure bactérienne, pourriture des fruits, bonne feuille et tache de feuille.

Cinq exemples d'images de chaque catégorie sont utilisés à des fins de test ; la précision moyenne obtenue est de 90%.

Le bon fruit et la bonne feuille donnent un résultat de 100% ; la tache foliaire donne 87,50%, la brûlure bactérienne donne 85,71% tandis que la tâche et la pourriture des fruits donnent un résultat de 83,33%. L'approche proposée donne des résultats précis et satisfaisants avec une précision moyenne de 90% [44].

III.1.2. Deuxième approche :

Le Journal marocain de la protection des plantes a publié un article en 2020, intitulé "Expérimentation d'un modèle de détection précoce des maladies de la tomate par apprentissage profond" par AIT ELKADI K., BAKOURI S., BELBRIK M., HAJJI H., et CHTAINA N [45].

III.1.2.1. Introduction :

Le diagnostic précoce des maladies des plantes joue un rôle important dans l'amélioration du rendement agricole. Ces dernières années, le deep learning utilisé dans le traitement d'images, offre de nombreuses nouvelles applications liées à l'agriculture de précision.

Grâce à ce travail, les auteurs ont construit un modèle qui est utilisé pour détecter les maladies affectant les tomates à partir d'images de feuilles infectées. Les images utilisées proviennent de la base de données Plant Village. L'exploitation de ces images comme informations d'entrée a permis au modèle d'apprentissage, basé sur les réseaux de neurones convolutifs CNN, de guider une nouvelle approche de l'automatisation du diagnostic. Avec l'expérimentation de leur code et de leur modèle, ils ont atteint un niveau de précision prédictive des maladies de la tomate égale à 94% [45].

III.1.2.2. Méthode :

Afin de développer des classificateurs d'images précis pour le diagnostic des maladies des plantes, ils avaient besoin d'un ensemble de données d'images de tomates saines et malades. La base de données comprend 37 variétés de plantes. Ils ont extrait des images de tomates de cette base de données. Ces images sont celles de 8 maladies, 200 images pour chaque maladie. Les images sont prises à l'aide d'une caméra de masse RVB d'une taille d'image de 256 256 pixels.

Les auteurs de l'article ont présenté la méthodologie qu'ils ont utilisée pour créer un modèle de détection précoce des maladies de la tomate. Tout d'abord, les auteurs ont préparé les données en utilisant des images de la base de données Plant Village sans segmentation. Ensuite, ils ont effectué une transformation d'image et augmenté le nombre d'images grâce au prétraitement. Ensuite, les auteurs ont choisi l'architecture de réseau convolutive et les modèles alimentés en intégrant des images, puis en ajustant les hyperparamètres et en entraînant le modèle. Enfin, les auteurs ont évalué les résultats du modèle en faisant des prédictions et en analysant les résultats. Dans l'ensemble, la méthodologie présentée a démontré le potentiel des techniques d'apprentissage profond pour améliorer la précision et la vitesse d'identification des maladies de la tomate, ce qui

peut conduire à une meilleure gestion des maladies et à des rendements plus élevés des cultures [45].

III.1.2.3. Résultats :

L'étude a développé des modèles pour la détection précoce des maladies de la tomate en utilisant des techniques d'apprentissage profond sur des images RVB des feuilles, atteignant un taux de précision élevé de 94,35% dans la prédiction de la maladie. Des données de formation adéquates, des structures de réseau appropriées, des hyperparamètres et des conditions d'apprentissage se sont avérés essentiels pour déterminer la précision du modèle [45].

III.1.3. Troisième approche :

L'article "Application of Neural Networks to Image Recognition of Plant Diseases" par Haiguang Wang, Guanlin Li, Zhanhong Ma et Xiaolong Li, a été présenté à la Conférence internationale sur les systèmes et l'informatique (ICSAI 2012), les auteurs sont affiliés au Département de phytopathologie de l'Université agricole de Chine à Pékin [46].

III.1.3.1. Introduction :

Afin de trouver une méthode de reconnaissance d'image pour les maladies des plantes, la reconnaissance d'image des maladies des plantes a été réalisée avec deux types de maladies du blé (rouille jaune du blé et rouille des feuilles de blé) et deux types de maladies du raisin (mildiou du raisin et blanc du raisin) comme les objets de cette étude.

Les performances de reconnaissance de différents réseaux de neurones, y compris les réseaux de Back-Propagation, les réseaux de neurones de fonction de base radiale (**RBF**), les réseaux de régression généralisée (**GRNNs**) et les réseaux de neurones probabilistes (**PNNs**) ont été comparés et les rôles des caractéristiques de couleur extraites, Les caractéristiques de forme et de texture jouées dans la reconnaissance d'image des maladies végétales ont été évaluées [46].

III.1.3.2. Méthode :

Cette étude visait à reconnaître quatre maladies importantes des plantes à l'aide d'images numériques. 185 images numériques de la rouille rayée du blé, de la rouille des feuilles de blé, du mildiou du raisin et de l'oïdium du raisin ont été obtenues par compression, coupe et amélioration de l'image.

L'algorithme de regroupement K_means a été utilisé pour segmenter les images de maladies des plantes, et 50 caractéristiques ont été extraites des images segmentées. Les réseaux de BP, les réseaux de neurones **RBF**, les **GRNNs** et les **PNNs** ont été utilisés comme classificateurs pour reconnaître les maladies. Les réseaux ont utilisé l'algorithme d'entraînement de rétro propagation par défaut Levenberg Marquardt (trainlm) comme fonctions d'entraînement et learngdm comme fonctions d'apprentissage. L'étude a obtenu un taux de reconnaissance élevé pour les maladies [46].

III.1.3.3. Résultats et analyse :

L'étude a obtenu des résultats de reconnaissance élevés des réseaux de neurones avec une précision d'ajustement et une précision de prédiction d'au moins 75%. Les quatre types de réseaux neuronaux ont tous fourni des résultats parfaits pour reconnaître les maladies des plantes à partir d'images. La précision de prédiction variait de 82,05% à 85% lorsque les réseaux de neurones **RBF** étaient utilisés comme classificateurs, et les résultats d'ajustement et de prédiction étaient les mêmes lorsque les **GNN** et les **PNN** étaient utilisés comme classificateurs.

Cette étude a utilisé les réseaux de **BP**, les réseaux de neurones **RBF**, les **GNN** et les **PNN** pour reconnaître les maladies des plantes en fonction des caractéristiques de couleur, de forme et de texture. L'étude a révélé que les réseaux de neurones étaient efficaces pour identifier et classer les maladies des plantes avec une bonne adéquation et une précision de prédiction acceptable. L'étude suggère que le choix de modèles de réseaux neuronaux appropriés est important pour différents types de maladies végétales et que des caractéristiques excessives peuvent affecter les performances de reconnaissance d'image [46].

III.2. Plateforme utilisée pour la mise en œuvre

III.2.1. Matériel :

Le matériel utilisé dans notre mise en œuvre est de type :

- + Ordinateur portable HP ;
- + RAM : 12 GO ;
- + Processeur : AMD A9-9425 RADEON R5, 5 cœurs de calcul 2C+3G 3,10 GHz ;
- + Carte graphique : Radeon Graphics r5 ;
- + Système d'exploitation : Windows 10.

III.2.2. Logiciels et bibliothèques :

- *Python 3.11.3*

Python est un langage de programmation informatique orienté objet et open source avec une sémantique dynamique. Sa syntaxe est simple et lisible, ce qui facilite l'apprentissage et la maintenance des programmes. L'interpréteur Python et la vaste bibliothèque standard sont disponibles en source sans frais pour toutes les principales plateformes [39].



- *Jupyter 6.5.4*

Jupyter Notebook a été publié en 2015. Un environnement interactif pour exécuter du code dans le navigateur. Il s'agit d'une application de création de bloc-notes, sous l'égide du projet Jupyter. Jupyter Notebook offre de nouvelles façons rapides et interactives de prototyper et d'expliquer votre code, d'explorer et de visualiser les données. Le Jupyter Notebook facilite l'intégration de code, de texte et d'images [40].

- *Tensorflow 3.2.2*

TensorFlow a été publié en novembre 2015, TensorFlow est une plate-forme d'apprentissage automatique gratuite et open source basée sur Python, développée principalement par Google. L'objectif principal de TensorFlow est de permettre aux ingénieurs et aux chercheurs de manipuler des expressions mathématiques sur des tenseurs numériques [41].

- *Keras*

Il a été publié en mars 2015, Keras est une **API** d'apprentissage profond pour Python, construite sur TensorFlow, qui fournit un moyen pratique de définir et de former tout type de modèle d'apprentissage profond [41].

- *Scikit-learn 1.2.2*

Scikit-learn est un projet open source. scikit-learn est un outil très populaire, et la bibliothèque Python la plus importante pour l'apprentissage automatique [42].

- *Matplotlib*

Matplotlib est un logiciel de traçage de bureau conçu pour créer des graphiques de qualité de publication (principalement bidimensionnels). Le projet a été lancé par John Hunter en 2002 pour permettre une interface de traçage de type **MATLAB** en Python [43].

III.3. Méthodologie

Dans cette étude, nous avons utilisé une base de données récente de PlantVillage2, qui est un dépôt ouvert contenant plus de 54000 images, englobant 14 cultures et 38 classes de maladies pour différents types de plantes.

III.3.1. Description des données :

Pour nos expériences, nous n'avons utilisé que des classes de pommes de terre. L'ensemble de données contient 2152 échantillons d'images de feuilles de pommes de terre. Toutes les images ont été divisées en 3 classes différentes, où une classe est en bonne santé et les deux autres classes sont malsaines. Toutes les images utilisées dans cette étude ont déjà été redimensionnées à (256x256) pixels, ce qui correspond à la taille d'entrée de notre système. Le (tableau III.1) présente un résumé de la base de données utilisée dans cette étude.

Tableau III.1 : Le nom de la maladie et le nombre d'images correspondantes dans l'ensemble de données sur les villages de plantes.

Désignation de classe	Nombre d'échantillons	Pourcentage
Potato__Early_blight	1000	46,47
Potato__Late_blight	1000	46,47
Potato__healthy	152	7,06
Total	2152	100

Nous avons chargé notre ensemble de données d'images en lots à l'aide de la fonction `image_dataset_from_directory` ; il s'agit d'un moyen pratique de charger des images pour la formation et la mise à l'essai d'un modèle d'apprentissage en profondeur.

La fonction `image_dataset_from_directory` comporte un certain nombre de paramètres qui peuvent être utilisés pour contrôler la façon dont les images sont chargées. Ces paramètres comprennent :

- ✚ **Répertoire** : répertoire qui contient les images.
- ✚ **Target_size** : La taille des images à charger.
- ✚ **Batch_size** : Nombre d'images à charger dans chaque lot.
- ✚ **Shuffle** : Indiquer s'il faut mélanger les images avant de les charger en lots.

La (figure III.2) montre de nombreuses images de feuilles de pommes de terre saines et différentes de la base de données.



Figure III.2 : Exemples d'images de feuilles de pommes de terre saines et différentes feuilles malsaines provenant de la base de données des villages de plantes.

III.3.2. Fractionnement des ensembles de données :

L'ensemble de données a été divisé en ensembles de données de formation et d'essai avec un ratio de 15 % pour les données d'essai, de 15 % pour les données de validation et de 70 % pour les

données sur les trains. Ainsi, chaque classe de maladie se divise en 15% de test, 15% de validation et 70% de formation.

III.3.3. Prétraitement :

Bien que les images que nous avons dans la base de données sont toutes de la même taille et sans bruit qui rendent la reconnaissance de la maladie facile pour le modèle, mais nous faisons face à un problème lorsque l'utilisateur entre des images de son téléphone, il est possible que ces images aient une taille différente de l'ensemble de données ou contiennent du bruit, puis il est difficile de reconnaître la maladie. Pour résoudre ce problème, nous avons besoin d'un prétraitement des images avant de les introduire dans le modèle.

Le prétraitement fait référence à un ensemble d'opérations visant à redimensionner et à normaliser les images, ainsi qu'à améliorer leurs fonctionnalités. Voici des exemples de ces opérations :

- ✚ **Redimensionnement** : Redimensionnez les images à une taille spécifique (256x256) qui correspond aux exigences d'entrée du modèle. Cela garantit la cohérence des dimensions de l'image et évite les problèmes liés aux différentes tailles d'image ;
- ✚ **Normalisation** : Normalisez les valeurs de pixels des images dans une plage cohérente. Cela peut impliquer la mise à l'échelle des valeurs de pixel à une plage spécifique (par exemple, 0-1).
- ✚ **La mise à l'échelle** : consiste à ajuster la taille ou l'échelle des images pour répondre aux exigences de la taille d'entrée du modèle.

III.3.4. Augmentation des données :

Les techniques d'augmentation des données peuvent être utilisées pour augmenter artificiellement la taille de l'ensemble de données en générant de nouvelles images à partir des images existantes. Cela peut aider à améliorer le rendement du modèle d'apprentissage en profondeur. Par exemple :

RandomFlip effectue un retournement horizontal, RandomRotation applique des rotations aléatoires dans la plage spécifiée et RandomZoom met à l'échelle les images en effectuant un zoom avant ou arrière.

III.3.5. Présentation du modèle CNN pour la détection des maladies des plantes :

La section fournit des détails sur le modèle de détection et de classification de la maladie foliaire de la pomme de terre.

III.3.5.1. Modèle architectural de CNN :

Notre architecture CNN est spécialement conçue pour identifier la forme de maladie de l'image de la plante de pomme de terre. Nous avons proposé un modèle composé de quatre couches convolutives, trois couches maxPooling et trois couches entièrement connectées. Au début, nous avons la couche `resize_and_rescale` qui prétraite nos entrées, et à la fin, nous avons la couche entièrement connectée avec une taille de sortie de 3 classes (Figure III.3).

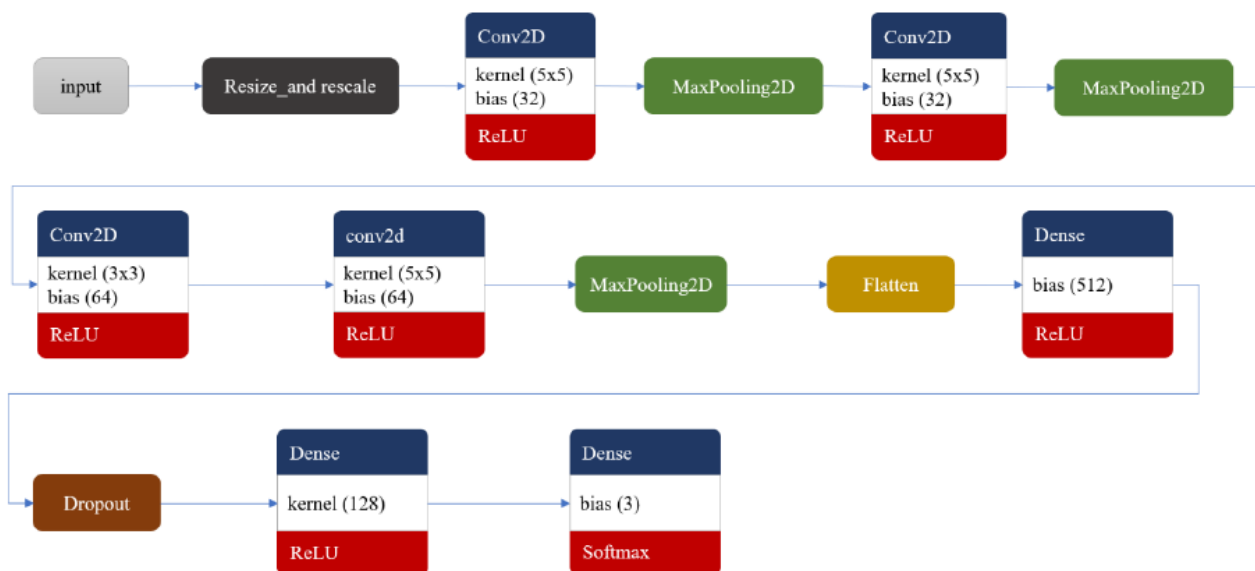


Figure III.3 : Architecture du modèle CNN.

III.3.5.2. Créer un modèle :

Dans ce modèle, nous avons utilisé 4 couches de convolution avec un filtre 32/32/64/64px et un noyau de taille 3x3 et 5x5, la fonction d'activation est la fonction redresseur « ReLU », chacune de ces 4 couches est suivie d'une couche Pooling, de taille 2x2 et 3x3, la partie classification consiste en une couche d'aplatissement et 3 couches cachées, avec 512 neurones pour la première couche, 128 neurones pour la seconde, le dernier est une couche de sortie avec 3 neurones et une fonction d'activation de type « Softmax ».

Après avoir créé notre modèle, nous avons exécuté `summary(model)` qui nous permet de voir le résumé de notre modèle et de nous donner le nombre de paramètres que nous avons dans notre modèle, et comme nous peut voir dans la (Figure III.4) que le modèle a 1821212 paramètres qui est la somme des paramètres pour chaque couche.

```
Model: "sequential_9"
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
sequential (Sequential)	(24, 256, 256, 3)	7
conv2d_30 (Conv2D)	(24, 252, 252, 32)	2432
max_pooling2d_30 (MaxPooling2D)	(24, 84, 84, 32)	0
conv2d_31 (Conv2D)	(24, 80, 80, 32)	25632
max_pooling2d_31 (MaxPooling2D)	(24, 40, 40, 32)	0
conv2d_32 (Conv2D)	(24, 38, 38, 64)	18496
max_pooling2d_32 (MaxPooling2D)	(24, 19, 19, 64)	0
conv2d_33 (Conv2D)	(24, 15, 15, 64)	102464
max_pooling2d_33 (MaxPooling2D)	(24, 7, 7, 64)	0
flatten_7 (Flatten)	(24, 3136)	0
dense_21 (Dense)	(24, 512)	1606144
dropout_9 (Dropout)	(24, 512)	0
dense_22 (Dense)	(24, 128)	65664
dense_23 (Dense)	(24, 3)	387

```

Total params: 1,821,226
Trainable params: 1,821,219
Non-trainable params: 7

```

Figure III.4 : Résumé du modèle.

III.3.5.3. Résultat du modèle :

Après avoir créé le modèle, nous avons utilisé la fonction d'ajustement pour entraîner le modèle et évaluer sa précision et sa perte. La précision de formation et de validation obtenue grâce à ce modèle est respectivement de 47 % et 47 % (Figure III.5).

```

Epoch 1/50
72/72 [=====] - 301s 4s/step - loss: 0.9412 - accuracy: 0.4797 - val_loss: 0.8216 - val_accuracy: 0.4722
Epoch 2/50
72/72 [=====] - 304s 4s/step - loss: 0.8517 - accuracy: 0.5500 - val_loss: 0.6841 - val_accuracy: 0.6991
Epoch 3/50
72/72 [=====] - 309s 4s/step - loss: 0.6726 - accuracy: 0.6919 - val_loss: 0.5643 - val_accuracy: 0.7454
Epoch 4/50
72/72 [=====] - 339s 5s/step - loss: 0.6746 - accuracy: 0.7058 - val_loss: 0.3723 - val_accuracy: 0.8472

```

Figure III.5 : Résultats des quatre premières époques du mode.

Et pour une meilleure lecture et compréhension, les résultats de perte et de précision ont été présentés à l'aide de graphiques. La (Figure III.6) montre le résultat de la perte pour toutes les époques. Au début, il y avait beaucoup d'erreurs et à mesure que le nombre d'étapes de formation augmentait, les erreurs diminuaient à 0,1.

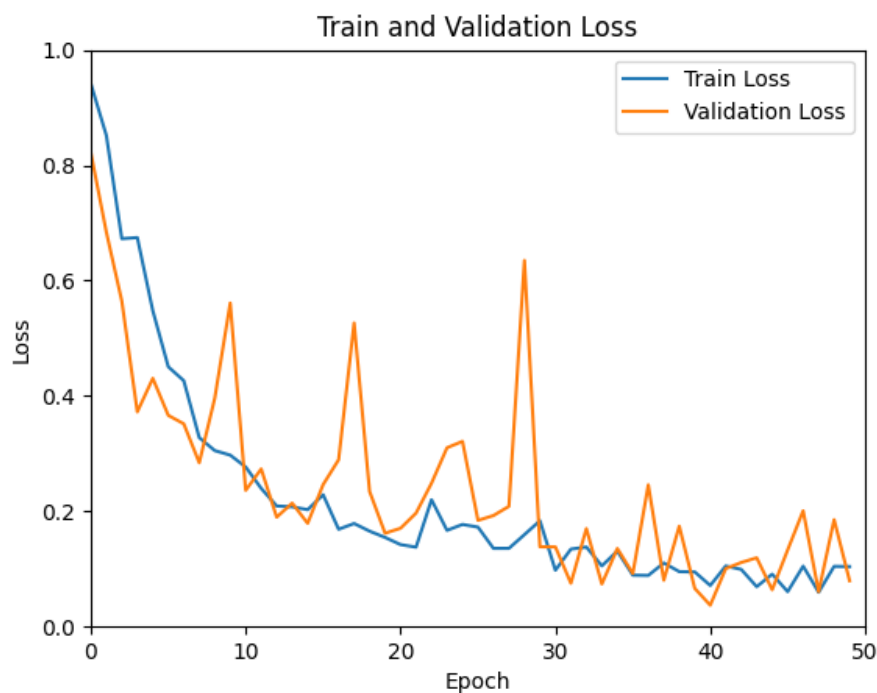


Figure III.6 : Perte de formation et de validation.

La (Figure III.7) Affiche le résultat de précision à travers toutes les époques. Au début, la précision était faible et à mesure que le nombre d'étapes d'entraînement augmentait, elle augmentait à 96%.

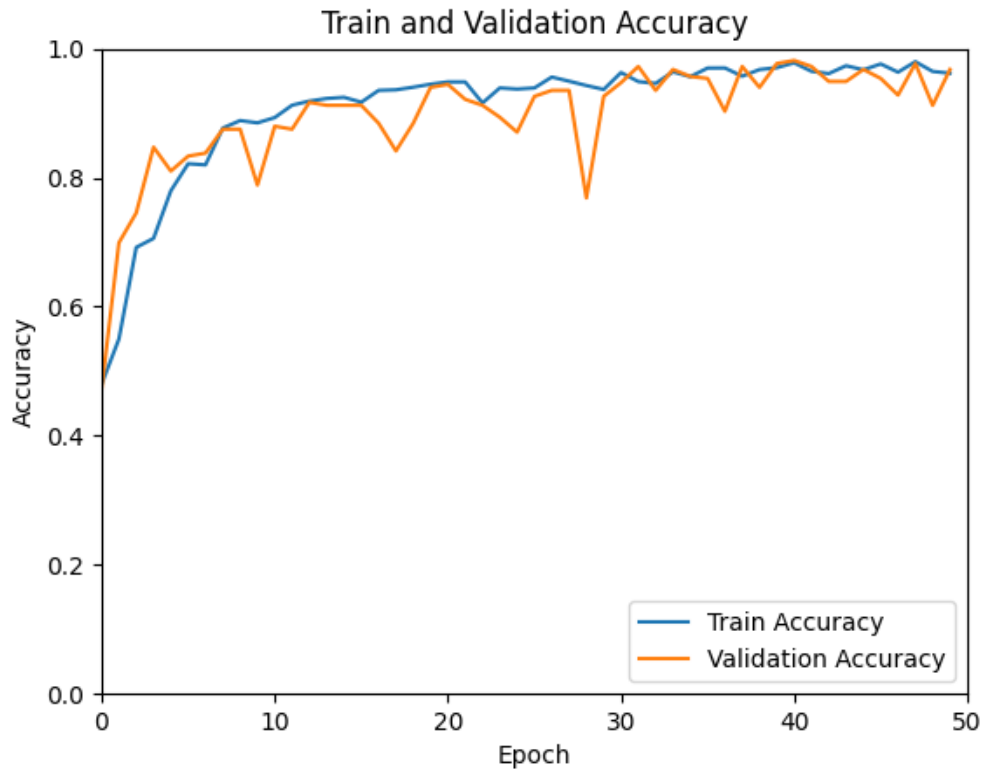


Figure III.7 : Formation et validation Précision.

III.3.6. Évaluation du modèle :

Après avoir formé le modèle, nous avons utilisé la fonction d'évaluation pour évaluer sa performance sur un ensemble de données de test ana train séparé. La fonction d'évaluation calcule diverses mesures, telles que l'exactitude et la perte, pour fournir une évaluation objective de la performance du modèle. Nous avons également calculé les scores de rappel et de précision. (La figure III.8) montre les résultats.

```
Train Accuracy: 97.91%  
Test Accuracy: 97.60%  
Precision Score: 98.15%  
Recall Score: 98.15%
```

Figure III.8 : Résultat de l'évaluation du modèle.

Dans la section ci-dessous sont quelques échantillons prévus avec la confiance (Figure III.9).

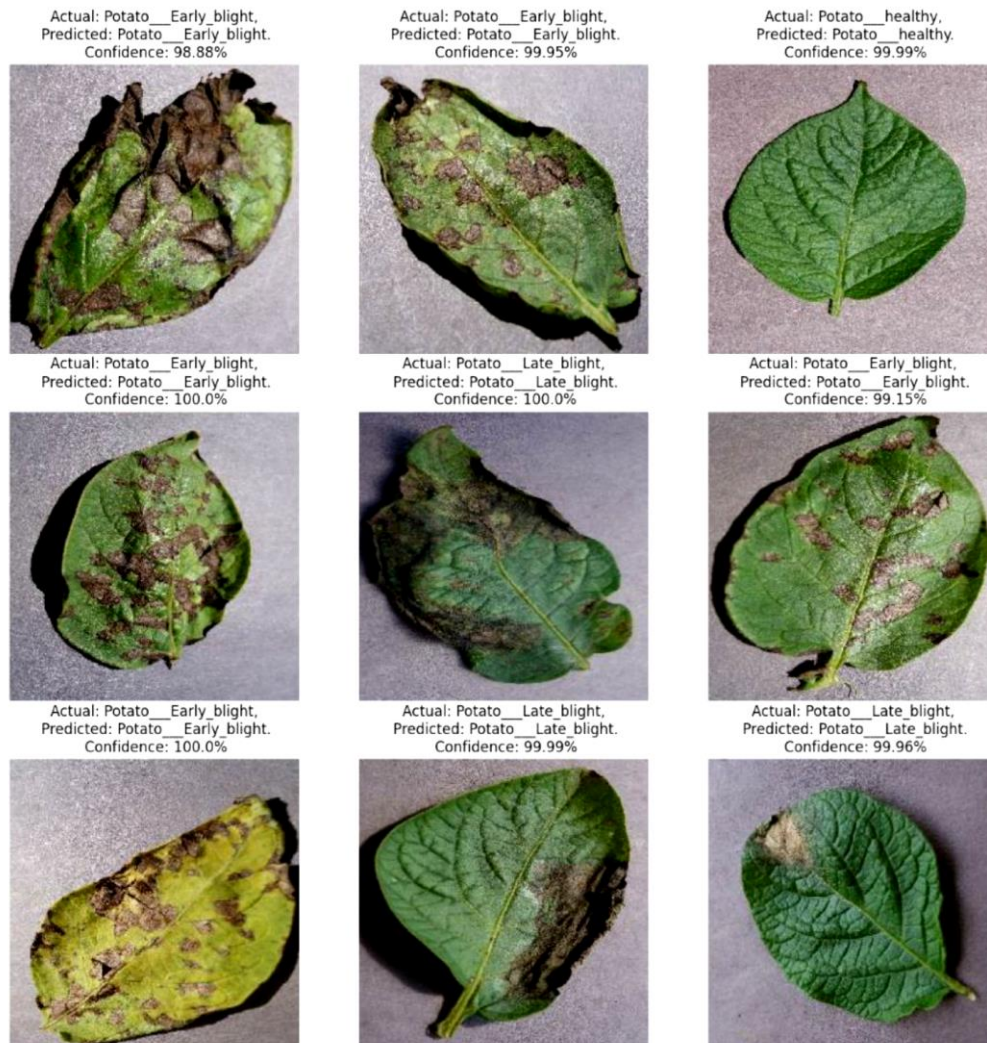


Figure III.9 : Tester en toute confiance.

III.3.7. Enregistrement du modèle :

L'enregistrement du modèle après la formation est une étape importante pour préserver ses paramètres et son architecture appris pour une utilisation future. Il permet de réutiliser le modèle entraîné, faire des prédictions sur de nouvelles données (Figure III.10).

```
import os

# create version of the model
model_version=max([int(i) for i in os.listdir("../saved_models") + [0]])+1
model.save(f"../saved_models/{model_version}")
```

Figure III.10 : Enregistrement du modèle.

III.4. Déploiement de l'application

III.4.1. Raspberry Pi :

La Raspberry PI (encore appelée Raspi) est un nano ordinateur (environ 40 euros) sous licence libre (open hardware), composé d'une carte à processeur ARM de la taille d'une carte de crédit. Elle peut être utilisée comme serveur, passerelle multimédia, Pc d'appoint carte de prototypage etc...

Elle est équipée de la présence de **GPIO** (general-purpose input/output) port d'entrées/sorties permettant de piloter de nombreux capteurs et moteurs etc.

Elle possède également 1 port Ethernet Gigabit, un module (Bluetooth 5.0 BLE), 1 puce wifi (IEEE 802.11b/g/n/ac) (Figure III.11).

Enfin elle possède de nombreux shields (écran tactile, carte relais, reconnaissance vocal...) mais peut aussi accepter une caméra dédiée (8 Mégapixels résolution max de 3280x2464).

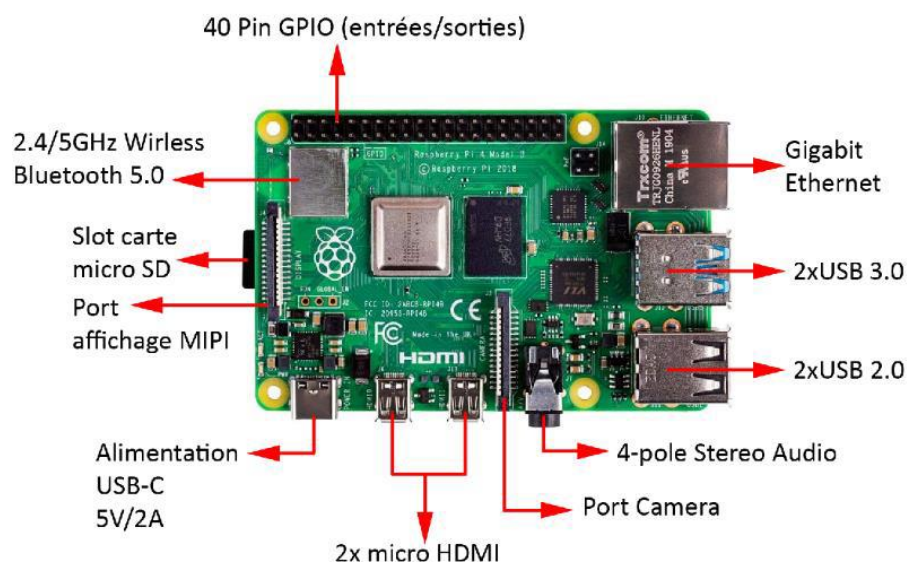


Figure III.11 : Photo d'une Raspberry PI 4.

 **Son intérêt :**

Encourager l'apprentissage de la programmation informatique et de ses différents langages en rendant l'informatique abordable et accessible à tous.

III.4.2. Installation de la Raspberry PI :

Comme cela a été mentionné, la Raspberry est un nano ordinateur. Pour pouvoir l'utiliser il sera nécessaire d'avoir [2] :

- Une carte micro **SD** contenant le système d'exploitation linux ;
- Un écran, un clavier, une souris, un câble réseau ou connexion wifi et une source d'alimentation.

III.4.3. Installation du système d'exploitation Linux pour Raspberry :

La Raspberry Pi charge son système d'exploitation à partir du lecteur de carte micro **SD** formater au préalable en **FAT32**. Depuis la Raspberry Pi version 3 et supérieur, nous avons la possibilité de charger le système à partir d'une clé **USB**, d'un disque **SSD** en **USB3** ou du réseau sans avoir recours à la carte **SD** [2].

Il est donc nécessaire de préparer le système de manière appropriée pour que le nano ordinateur puisse démarrer. Mais quel **OS** choisir car il existe beaucoup, il n'y a en effet pas d'OS idéal à proprement parler : tout dépend des applications que vous souhaitez mettre en œuvre, mais aussi de vos habitudes et de vos préférences. La plupart des distributions pour Raspberry sont des distributions Linux. Nous ne décrivons que ces 3 OS généralement les plus répandu [2] :

- *NOOBS* ;
- *Raspbian* ;
- *Ubuntu Mate 16.04*.

 **NOOBS :**

Très facile à installer, il suffit de télécharger l'archive zip à l'url suivante :

<https://www.raspberrypi.org/downloads/noobs/>

Décompresser ensuite le fichier zip sur la carte SD, insérer cette dernière dans la Raspberry, et la démarrer.

(Par défaut Le login : pi/ password : Raspberry).

Raspbian :

Basé sur la distribution libre Linux Debian, Raspbian est l'OS officiel que la fondation Raspberry a choisi de mettre en avant et celui que nous utiliserons dans tout le fascicule.

Pour l'installer, il faut télécharger l'archive zip à l'url suivante :

<https://www.raspberrypi.org/downloads/raspberry-pi-os/>

Malheureusement l'archive zip ne pourra pas être décompressée à partir des logiciels classiques (winzip, winrar etc...).

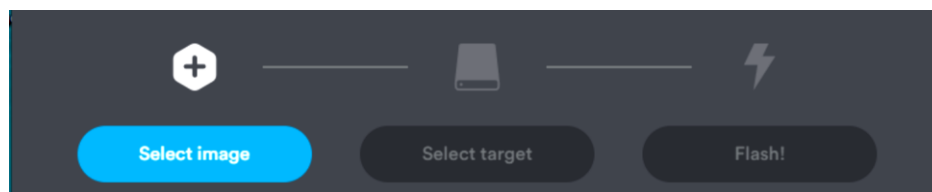
Il faudra télécharger et installer balenaEtcher à partir de l'url :

<https://www.balena.io/etcher/>

Une fois installé cliquez sur



Le logiciel devrait ensuite ouvrir la fenêtre suivante :



- Cliquez sur Select Image et choisissez l'archive zip téléchargée ;
- Cliquez ensuite sur Select Target et choisir la localisation de votre carte micro SD ;
- Cliquez ensuite sur Flash pour copier le système d'exploitation sur la carte SD ;
- Insérer cette dernière dans la Raspberry, et la démarrer (Par défaut Le login : pi/ password : Raspberry).

Ubuntu Mate 16.04:

Il suffit de télécharger l'archive zip à l'url suivante : <https://ubuntu-mate.org/download/>

Décompresser ensuite le fichier zip sur la carte SD, insérer cette dernière dans la Raspberry, et la démarrer.

Une fois le système d'exploitation installé, mettre la carte SD dans la Raspberry et l'allumer. Vous devriez avoir écran d'accueil suivant (Figure III.12) :




Figure III.12 : Ecran d'accueil de Raspbian.

✚ *Petit Plus :*

Une carte SD de minimum 6 Go est plus que conseillé pour les installations. De plus cette OS une carte SDHC de classe 6 ou 10 est nécessaire afin de profiter de performances optimales.

✚ *Commandes de bases :*

La plupart des distributions pour Raspberry sont des distributions Linux, quelques commandes de bases sont donc utiles à connaître. Elles nécessitent une connexion internet. Depuis l'écran d'accueil dans la barre de tache cliquez sur : 

Dans la nouvelle fenêtre (la console) vous pouvez tapez directement les certaines commandes :

- ✚ ***Sudo apt-get update*** : Rechercher les mises à jour des logiciels installés sur la SD dans Raspbian ;
- ✚ ***Sudo apt-get upgrade*** : Télécharger et installer les mises à jour des logiciels installés sur la SD ;
- ✚ ***Sudo apt-get dist-upgrade*** : Mise à jour de la distribution Raspbian ;
- ✚ ***Sudo rpi-update*** : Mettre à jour du firmware du Raspberry ;
- ✚ ***Sudo apt-get install <nom du logiciel>*** : Installer le logiciel *nom_du_logiciel* vous pouvez trouver d'autres commandes utiles sur les liens : <http://emery.claude.free.fr/commandes-utiles-rpi.html>.

<https://www.siloged.fr/docs/raspberry/index.html?CommandesLinuxdebase.html>

Donc, « *le Raspberry Pi* » est une plateforme incroyablement versatile qui continue d'inspirer des millions de personnes à explorer le monde de la technologie et de l'innovation.

III.5. Conclusion

Ce chapitre a donné un aperçu des techniques et méthodologies de pointe utilisées dans le domaine de la reconnaissance des maladies des plantes par apprentissage profond. Dans les travaux proposés, nous avons présenté le modèle **CNN** développé et amélioré pour détecter la maladie dans les cultures de pommes de terre. De plus, nous indiquons les outils et les ensembles de données que nous avons utilisés, ainsi que les étapes que nous avons suivies pour obtenir le résultat.

Conclusion générale

La conclusion c'est dernier la partie et la plus importante de notre travail, englobant les principaux points de chaque étape, soit théorique, soit pratique. Et contient un résumé sur les résultats obtenus à partir les programmes utilisés. Plus des perspectives à la fin pour évaluer l'idée de détection des maladies des plantes par la technologie innovante.

L'Algérie dépend fortement de l'agriculture pour sa sécurité alimentaire. La détection précoce des maladies des plantes aide à prévenir les mauvaises récoltes généralisées et assure un approvisionnement alimentaire stable. En minimisant les pertes de récoltes dues aux maladies, la détection précoce contribue à maintenir la sécurité alimentaire et à réduire la vulnérabilité des agriculteurs aux crises économiques et alimentaires.

Dans notre projet vise à développer un système efficace et automatisé pour la détection précoce des maladies des plantes en utilisant la technologie Internet des objets (**IoT**). Les maladies des plantes peuvent avoir des effets néfastes sur les rendements des cultures, entraînant des pertes économiques importantes dans l'agriculture. Détecter les maladies à un stade précoce est crucial pour mettre en œuvre des interventions en temps opportun et prévenir la propagation.

Le système proposé combine des techniques de traitement d'image, la connectivité **IoT** et des algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter et classer avec précision les maladies des plantes.

Le système comprend un **Raspberry Pi**, qui agit comme une unité de traitement centrale, et un module de caméra qui capture des images de plantes. En intégrant la caméra avec le **Raspberry Pi**, le système peut capturer des images haute résolution des plantes en temps réel. Ces images sont ensuite traitées à l'aide d'algorithmes de traitement d'image avancés pour identifier les signes de maladies ou d'anomalies présentes dans les plantes.

Les résultats du projet soulignent l'importance de la détection précoce dans la gestion des maladies et souligne les avantages d'utiliser la technologie **IoT** et **Raspberry Pi** à cette fin. Il montre le potentiel de ce système pour réduire considérablement les pertes de cultures et augmenter la productivité agricole en facilitant les mesures proactives de lutte contre les maladies. En outre, le rapport traite des détails de la mise en œuvre, des défis rencontrés et des améliorations potentielles qui peuvent être apportées pour améliorer l'efficacité et l'exactitude du système.

Dans l'ensemble, ces progrès fournissent des outils précieux pour l'agriculture, aidant à conserver les cultures et à améliorer les rendements d'une agriculture durable.

Perspectives :

- ❖ Imagerie hyper spectrale a un grand potentiel ;
- ❖ Détection précoce des maladies des plantes ;
- ❖ Développement d'une méthode de détection précoce des différents symptômes qui attaqué les plantes dans plusieurs régions de différentes conditions climatiques (froid, sèche et humide) ;
- ❖ Elaboration d'une base de données ;
- ❖ Utiliser l'intelligence artificiel dans le domaine d'agriculture au future ;
- ❖ Suggérez le traitement approprié pour la plante infectée et recommandez certains produits.

Références Bibliographiques



- [1] Boukralfa, F. Z, (2023). « Detection of plant diseases using deep learning based on image recognition », mémoire master, université Abdelhamid Ibn Badis, Mostaganem.
- [2] Dr. Rajeev. S, (2023). « Plant Disease Detection using IOT », Project Report. University of Agriculture and Technology, Pantnagar-263145, India.
- [3] Lee, S. H., Chan, C. S., Mayo, S. J., & Remagnino, P. (2017). « How deep learning extracts and learns leaf features for plant classification ». *Pattern recognition*, 71, 1-13.
- [4] Liu, J., & Wang, X. (2021). « Plant diseases and pests detection based on deep learning : a review ». *Plant Methods*, 17, 1-18.
- [5] Tsaftaris, S. A., Minervini, M., & Schar, H. (2016). « Machine learning for plant phenotyping needs image processing ». *Trends in plant science*, 21(12), 989-991.
- [6] Weizheng, S., Yachun, W., Zhanliang, C., & Hongda, W. (2008). « Grading method of leaf spot disease based on image processing ». *International conference on computer science and software engineering (Vol. 6, pp. 491-494). IEEE.*
- [7] Dar, G. H., Bhat, R. A., Mehmood, M. A., & Hakeem, K. R. (2021). « Ecofriendly tools for reclamation of degraded soil environs », *Microbiota and Biofertilizers*, Vol 2.
- [8] Sohi, N. (2023) « detection of plant diseases in image processing ». *International Journal of Computer Engineering and Technology (IJCET)*, Volume 14, Issue 3, pp. 127-139.
- [9] Zaitoun, N. M., & Aqel, M. J., (2015) “Survey on Image Segmentation Techniques,” *Procedia Computer Science*, vol. 65, pp. 797–806.
- [10] Golhani, K., Balasundram, S. K., Vadamalai, G., and Pradhan, B. (2018) « A review of neural networks in plant disease detection using hyper spectral data ». *Information Processing in Agriculture*, 5(3) :354–371.
- [11] Mahlein, A.-K. (2016) « Plant disease detection by imaging sensors—parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping ». *Plant disease*, 100(2) :241–251.
- [12] Singh, A., Ganapathysubramanian, B., Singh, A. K., and Sarkar, S. (2016) « Machine learning for high-throughput stress phenotyping in plants ». *Trends in plant science*, 21(2) :110–124.a
- [13] Mathews, S. A. (2008) Design and fabrication of a low-cost, multi spectral imaging system. *Applied optics*, 47(28) : F71–F76.

- [14] Li, L., Zhang, Q., and Huang, D. (2014) « A review of imaging techniques for plant phenotyping ». *Sensors*, 14(11) :20078–20111.
- [15] Douarre, C. (2021) « Spectro-imagerie et apprentissage profond : application à la détection de maladies de plantes » (Doctoral dissertation, Université Lumière Lyon 2).
- [16] Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., and Bengio, Y. (2016) « Deep learning, volume 1. MIT press Cambridge.
- [17] Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., and Protopapadakis, E. (2018) « Deep learning for computer vision : A brief review ». *Computational intelligence and neuroscience*, pages 1–13.
- [18] YASSINE, M., FAROUK, R., Mansouria, S. E. K. K. A. L., & Eddine, B. C. (2023). PLANT DOCTOR Développement d'un système intelligent pour le diagnostic des maladies des plantes (Doctoral dissertation).
- [19] Dr Benlaksira : Anatomie des organes végétaux / Feuille Dr Benlaksira
- [20] George N. Agrios, (2005), (la cinquième édition). *Plant Pathology*. Academic Press.
- [21] « Intelligence », in Alain Rey (dir.) (2016), *Dictionnaire historique de la langue française*, Le Robert, p. 1164.
- [22] Serge Soudoplatoff, (2018) « l'intelligence artificielle : l'expertise partout accessible à tous », fondation pour l'innovation politique.
- [23] Esma Aimeur, (2020) « introduction à l'intelligence artificielle », département d'informatique et de recherche opérationnelle, université Montréal (Canada).
- [24] Chapitre 1, « introduction à l'intelligence artificielle », page 4-5.
- [25] Chloé-Agathe Azencott : Introduction au Machine Learning.
- [26] Dyhia, B., & Thanina, I. (2019) « Classification d'images agricoles avec le Deep Learning » (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri).
- [27] Introduction à l'apprentissage automatique, Ludovic DE MATTEIS Steeven JANNY - Solal NATHAN – Wenqi SHU-QUARTIER.
- [28] Introduction à l'apprentissage automatique Ludovic DE MATTEIS Steeven JANNY - Solal NATHAN – Wenqi SHU-QUARTIER.
- [29] Apprentissage semi-supervisé par réduction de dimensionnalité non linéaire par François Payette (Cours).

- [30] <https://fr.wikipedia.org>.
- [31] Mokri. M. Z (2017). « Classification des Images avec les Réseaux de Neurones Convolutionnels ». Mémoire Master, Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen.
- [32] Yan, X., Wen, L., &Gao, L., (2019) “A Fast and Effective Image Preprocessing Method for Hot Round Steel Surface,” *Mathematical Problems in Engineering*, vol, pp. 1–14, 2019.
- [33] Liu, C., Zheng, H., Yu, D., & Xu, X., (2015) “A Novel Method of Adaptive Traffic Image Enhancement for Complex Environments,” *Journal of Sensors*, vol. 2015, pp. 1–9.
- [34] Bennet, J., Arul Ganaprakasam, C., &Arputharaj, K., (2014) “A Discrete Wavelet Based Feature Extraction and Hybrid Classification Technique for Microarray Data Analysis,” *The Scientific World Journal*, vol. 2014, pp. 1–9.
- [35] An, F.-P., & Liu, Z.-W., (2019) “Medical Image Segmentation Algorithm Based on Feedback Mechanism CNN,” *Contrast Media & Molecular Imaging*, vol. 2019, pp. 1–13.
- [36] Julien DEJASMin (2018). Intelligence Artificielle. <https://www.natural-solutions.eu/blog/histoire-du-deep-learning>.
- [37] Bastien L (2018).Deep Learning ou Apprentissage profond :définition, concepts <https://www.lebigdata.fr/deep-learning-definition>.
- [38]<https://openclassrooms.com/fr/courses/4470531-classez-et-segmentez-des-donneesvisuelles/5083336-decouvrez-les-differentes-couches-dun-cnn>.
- [39] www.python.org/doc/essays/blurb/
- [40] The Jupyter Notebook — Jupyter Notebook 7.0.0b3 documentation (jupyter-notebook.readthedocs.io)
- [41] Deep Learning with Python SECOND EDITION FRANÇOIS CHOLLET
- [42] Introduction to Machine Learning with Python Andreas C. Müller, Sarah Guido
- [43] Python for Data Analysis, 2nd Edition Wes McKinney.
- [44] Dhakate, M., & Ingole, A. B. (2015, December). « Diagnosis of pomegranate plant diseases using neural network ». In 2015 fifth national conference on computer vision, pattern recognition, image processing and graphics (NCVPRIPG) (pp. 1-4). IEEE.

- [45] CHTAINA, N. (2020). AIT ELKADI K., BAKOURI S., BELBRIK M., HAJJI H. « Revue Marocaine de Protection des Plantes », (14), 19-30.
- [46] Wang, H., Li, G., Ma, Z., & Li, X. (2012, May). « Application of neural networks to image recognition of plant diseases ». In 2012 International conference on systems and informatics (ICSAI2012) (pp. 2159-2164). IEEE.