REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté de **T**echnologie

Département de Génie Électrique



Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Electronique

Spécialité : Electronique des systèmes embarqués

Diagnostic et Optimisation de la Fertilisation Agricole par Intelligence Artificielle : Analyse des Carences Nutritionnelles à Travers l'Imagerie des Feuilles

---

Présenté par

BERKANE Tadje eddine

Proposé et Dirigé par

Pr. BOUHEDDA Mounir
Dr. ANIBA Yahia

Promotion 2025

Dédicaces

Avec toute ma reconnaissance, j'offre ce modeste travail à ceux que, malgré les mots, je ne pourrai jamais assez remercier ni exprimer tout l'amour que je leur porte.

À Dieu Tout-Puissant,
Car c'est Lui qui m'a donné la force, la connaissance et la persévérance nécessaires pour mener à bien ce travail.

À mon cher père :
Tu es la lumière qui éclaire mon chemin même dans le silence, le refuge où je me tourne dans mes moments de faiblesse comme de force. Par ta sagesse, ta patience et ton amour inépuisable, j'ai forgé mon caractère et appris à affronter la vie avec détermination et confiance. Tes sacrifices ont été le pont qui m'a conduit vers mes rêves. Je porterai ton empreinte dans mon cœur tant que je vivrai, et je prie Dieu de te préserver comme un soutien et une force.

À ma chère mère :
À toi, qui as toujours été mon doux refuge et mon cœur grand ouvert, symbole de tendresse et de compassion. Merci pour chaque instant d'amour et de don sans limite, pour ta patience infinie, et pour tous les sacrifices faits sans jamais attendre de retour. Tu resteras toujours ma source de force et d'inspiration, et je souhaite être toujours à la hauteur de ta confiance.

À mes frères Nasim et Zakaria, compagnons de route et plus beaux cadeaux de ma vie, que Dieu vous protège et remplisse vos jours de bonheur et de réussite.

À mes éminents encadrants, qui m'ont tendu la main, facilité le chemin, et guidé mes premiers pas dans ce domaine exigeant. Je prie Dieu de les récompenser au centuple pour leur bienveillance, et que ce travail serve à notre pays et à notre peuple.

Je dédie aussi ce travail à mes amis : Amin, Youssef, Walid, Ismail, Anas, Mohamed, Hamza, dhikra, iman, bouchra, rana et à tous ceux qui me connaissent ; à mes chers collègues du département des systèmes embarqués, avec qui j'ai partagé des moments précieux et de beaux souvenirs.

À tous ceux que j'aime et qui m'aiment

Tadje eddine

Remerciements

Avant toute chose, je souhaite exprimer ma profonde gratitude envers Dieu Tout-Puissant, qui m'a donné la foi et m'a permis de mener à bien ce projet.

Je tiens à remercier chaleureusement mon encadrant, le Prof. Bouhedda Mounir, ainsi que mon co-encadrant, Dr. Aniba Yahia, pour leurs conseils avisés et leur soutien constant tout au long de ce travail.

Je suis également reconnaissant aux membres du jury d'avoir accepté d'évaluer ce mémoire.

Mes remerciements s'adressent aussi à l'ensemble de nos enseignants, dont l'accompagnement a été essentiel à notre formation durant ces années d'études.

Je remercie sincèrement mes parents pour leur appui et leur encouragement continus.

Je tiens aussi à exprimer ma reconnaissance envers tous mes camarades étudiants, avec qui cette expérience a été enrichissante et conviviale.

Pour conclure, je remercie toutes les personnes qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à la réalisation de ce travail.

Tadje eddine

تشخيص وتحسين التسميد الزراعي بواسطة الذكاء الاصطناعي: تحليل النقص الغذائي من خلال تصوير أوراق النباتات

ملخص - تمثل عملية تحسين التسميد الزراعي تحدياً كبيراً يهدف إلى زيادة الإنتاجية مع تقليل الأثر البيئي. يقترح هذا البحث مقاربة مبتكرة تعتمد على الذكاء الاصطناعي والرؤية بالحاسوب لتشخيص نقص العناصر الغذائية لدى النباتات من خلال صور أوراقها.
باستخدام خوارزميات التعلم العميق، يقوم النموذج المطوّر بتحديد النقص في العناصر الغذائية الأساسية (الكالسيوم، النيتروجين، الفوسفور) ويقترح تعديلات مناسبة في عملية التسميد. وتعتمد المنهجية على إنشاء قاعدة بيانات مكونة من صور أوراق معنونة تُظهر أنواعا مختلفة من النقص الغذائي.
يندرج هذا العمل ضمن إطار الزراعة الدقيقة، ويهدف إلى تحسين إدارة المدخلات الزراعية من أجل زراعة أكثر استدامة. وقد أظهرت النتائج فعالية هذا النهج في التشخيص المبكر لنقص العناصر، مما يُسهم في تحسين التسميد بطريقة أكثر كفاءة واحتراماً للبيئة.
الكلمات المفتاحية :الرؤية بالحاسوب، الزراعة الدقيقة، التسميد، التعلم العميق، الذكاء الاصطناعي

Diagnosis and Optimization of Agricultural Fertilization using Artificial Intelligence: Analysis of Nutritional Deficiencies through Leaf Imaging

Abstract - Optimizing agricultural fertilization is a major challenge for improving productivity while minimizing environmental impact. This thesis proposes an innovative approach based on artificial intelligence and computer vision to diagnose plant nutritional deficiencies using photographs of leaves. Using deep learning algorithms, the developed model identifies deficiencies in essential nutrients (calcium, nitrogen, phosphorus) and recommends appropriate fertilization adjustments. The methodology relies on the construction of an annotated dataset of leaf images presenting various nutritional deficiencies.
This research is part of the framework of precision agriculture and aims to improve the management of agricultural inputs for more sustainable farming. The results demonstrate the effectiveness of the approach for early diagnosis of deficiencies, contributing to optimized and environmentally responsible fertilization.
Keywords: Artificial Intelligence, Computer Vision, Deep Learning, Fertilization, Precision Agriculture

Diagnostic et Optimisation de la Fertilisation Agricole par Intelligence Artificielle : Analyse des Carences Nutritionnelles à Travers l'Imagerie des Feuilles

Résumé - L'optimisation de la fertilisation agricole représente un enjeu majeur pour améliorer la productivité tout en minimisant l'impact environnemental. Ce mémoire propose une approche innovante basée sur l'intelligence artificielle et la vision par ordinateur pour diagnostiquer les carences nutritionnelles des plantes à partir de photographies des feuilles.

En utilisant des algorithmes de Deep Learning, le modèle développé identifie les déficiences en nutriments essentiels (calcium, azote, phosphore) et recommande des ajustements de fertilisation adaptés. La méthodologie repose sur la constitution d'un dataset d'images de feuilles annotées présentant différentes carences nutritionnelles.

Cette recherche s'inscrit dans l'agriculture de précision et vise à améliorer la gestion des intrants agricoles pour une agriculture plus durable. Les résultats démontrent l'efficacité de l'approche pour le diagnostic précoce des carences, contribuant à une fertilisation optimisée et respectueuse de l'environnement.

Mots clés - Agriculture de précision, Deep Learning, Fertilisation, Intelligence artificielle, Vision par ordinateur

Table des Matières

Liste des figures VIII

Liste des tableaux IX

Liste des abréviations X

Introduction générale X

1. Chapitre 1 : Analyse des Carences Nutritionnelles 4

1.1 Introduction 4

1.2 Principaux Nutriments et Symptômes de Carences dans les feuilles 5

1.2.1 Définition 5

1.2.2 Principaux Nutriments et Symptômes de Carences 6

1.3 Techniques traditionnelles de détection des carences 9

1.3.1 Observation visuelle des symptômes 9

1.3.2 Les analyses de sol et de tissus végétaux 10

1.3.3 Les limites des approches traditionnelles 10

1.4 IA et Gestion des Carences Nutritionnelles en Agriculture de Précision 11

1.5 Applications agricoles similaires basées sur l'intelligence artificielle 12

1.6 Conclusion 12

2. Chapitre 2 : Outils et technologies 14

2.1 Introduction 15

2.2 La vision par ordinateur 15

2.2.1 Définition 15

2.2.2 Les avantages de la vision par ordinateur 16

2.2.3 Applications de la vision par ordinateur 16

2.3 Deep Learning 18

2.3.1 Définition 18

2.3.2 Les avantages de Deep Learning 18

2.3.3 Application de Deep Learning 19
2.3.4 Types d'apprentissage profond 21
2.3.5 Modèle de Deep Learning 22
2.4 Métriques d'évaluation 30
2.4.1 Courbe ROC 30
2.4.2 Précision (Accuracy) et Fonction de Perte (Loss) 32
2.4.3 Matrice de Confusion 34
2.5 Conclusion 36
3. Chapitre 3 : Mise en œuvre et résultats 37
3.1 Introduction 38
3.2 Schéma proposé du système de détection des carences nutritionnelles des plantes 38
3.3 Préparation du Dataset 39
3.3.1 Nettoyage et préparation 41
3.3.2 Augmentation et annotation 42
3.4 Justification des modèles choisis 43
3.5 Architecture des modèles 43
3.6 Réglage des hyperparamètres et early stopping 44
3.7 Sélection et Implémentation des Modèles 45
3.7.1 Modèle VGG16 45
3.7.2 MobileNet 54
3.7.3 Résultats de la comparaison : VGG16 vs MobileNet 62
3.7.4 Analyse des performances de MobileNet par rapport à VGG16 62
3.7.5 Conclusion 63
3.8 Comparaison avec des travaux similaires 64
3.9 Interface homme-machine (IHM) 65
3.10 Mise en œuvre interactive de l'IHM et de Gradio pour la classification des carences nutritionnelles 65
3.11 Gradio 65

3.11.1 Conception de l'interface Gradio 66

3.11.2 Outputs 66

3.11.3 Explication de l'implémentation : Étapes principales 66

3.12 Conclusion 70

Conclusion générale 72

Liste des figures

Figure 1.1 figure des principaux nutriments des plantes [6] 6
Figure 1.2: figure des Feuilles de pomme de terre atteintes de carence en azote[7] 7
Figure 1.3: Feuille de colza montrant des symptômes de carence en phosphore [7] 8
Figure 1.4: Symptômes de carence en potassium K sur une feuille de vigne [7] 9
Figure 2.1: Comparaison entre la vision humaine et la vision par ordinateur [21]**.** 18
Figure 2.2: Natural language processing [24] 20
Figure 2.3: Reconnaissance d'Images de plantes [25] 21
Figure 2.4: Architecture détaillée du réseau VGG-16 [31] 24
Figure 2.5: Schéma simplifié du modèle VGG-16 [31] 24
Figure 2.6: Architecture Mobilenet [32] 28
Figure 2.7: Courbe ROC [33] 32
Figure 2.8: represents accuracy and loss models [34]**.** 34
Figure 2.9: structure générale d'une matrice de confusion [35]**.** 35
Figure 3.1: Architecture générale du système proposé 38
Figure 3.2: Quelques images du dataset classées par type de carence nutritionnelle chez la laitue 41
Figure 3.3: Courbes de précision et de perte 47
Figure 3.4: Matrice de confusion (VGG16). 49
Figure 3.5: Courbe ROC (VGG16) 53
Figure 3.6: courbes de précision et de perte (MobileNet) 56
Figure 3.7: Matrice de confusion (MobileNet) 58
Figure 3.8: Courbe ROC (MobileNet) 60
Figure 3.9: Résultats Gradio : premier test (FN) 69
Figure 3.10: Résultats Gradio : deuxième test (-K) 69
Figure 3.11: Résultats Gradio : troisième test (-N) 70
Figure 3.12: Résultats Gradio : Quatrième test (-P) 70

Liste des tableaux

Table 3.1: Rapport de classification de l'autre modèle VGG16 49

Table 3.2: Évaluation des Performances du Modèle selon les Carences (AUC et Interprétation)..... 54

Table 3.3: Rapport de classification du modèle MobileNet 58

Table 3.4: comparaison résulte (VGG16 and MobileNet) 62

Liste des abréviations

AI	Artificial Intelligence (Intelligence Artificielle)
AUC	Area Under the Curve
CNN	Convolutional Neural Network (Réseau de Neurones Convolutif)
DL	Deep Learning (Apprentissage profond)
FN	Feuille Normale (classe saine dans le dataset)
FN (Confusion)	False Negative (Faux Négatif)
FP	False Positive (Faux Positif)
FNNPK	Dataset utilisé : FN (normale), -N, -P, -K
GAN	Generative Adversarial Network
GPU	Graphics Processing Unit (Processeur graphique)
IHM	Interface Homme-Machine
IoT	Internet of Things (Internet des objets)
Log Loss	Variante de la fonction de perte entropie croisée
MAC	Multiply-Accumulate Operations
MSE	Mean Squared Error (Erreur quadratique moyenne)
NDV	Newcastle Disease Virus
NLP	Natural Language Processing (Traitement du langage naturel)
OvA	One-vs-All (Un contre tous)
OvO	One-vs-One (Un contre un)
pHash / dHash	Algorithmes de hachage perceptuel pour la détection d'images similaires
ReLU	Rectified Linear Unit (Fonction d'activation dans les réseaux)
RGB	Red, Green, Blue (Format d'image en 3 canaux)
RNN	Recurrent Neural Network (Réseau de Neurones Récurrent)
ROC	Receiver Operating Characteristic
SSD	Single Shot Multibox Detector (Détection d'objets en une passe)
TN	True Negative (Vrai Négatif)
TP	True Positive (Vrai Positif)
-N	Carence en Azote
-P	Carence en Phosphore
-K	Carence en Potassium

Introduction générale

L'importance de l'agriculture végétale ne peut être négligée, surtout face à la croissance rapide de la population mondiale. La production végétale joue un rôle fondamental dans l'approvisionnement en aliments nutritifs, contribuant à la sécurité alimentaire et au bien-être des populations à travers le monde. Pour répondre à la demande croissante en produits agricoles, il est impératif d'améliorer l'efficacité des pratiques culturales et d'optimiser la production tout en préservant les ressources naturelles[1].

Dans ce contexte, la fertilisation agricole est une composante clé pour assurer une croissance optimale des plantes. Cependant, une fertilisation inadaptée, qu'elle soit excessive ou insuffisante, engendre des déséquilibres nutritionnels affectant la santé des plantes et la qualité des récoltes [2]. Parmi les plantes cultivées, la laitue (Lactuca sativa) est particulièrement sensible aux carences nutritionnelles, qui peuvent se manifester par des symptômes visibles sur les feuilles, tels que des décolorations, des nécroses ou des déformations [3].

L'identification précise et précoce de ces carences est essentielle pour permettre une intervention rapide et adaptée. Traditionnellement, cette détection repose sur des analyses visuelles manuelles et des tests en laboratoire, qui sont souvent coûteux, chronophages, et sujets à des erreurs d'interprétation. De plus, ces méthodes manquent de réactivité et ne permettent pas un suivi en temps réel de la santé des plantes [4].

Ainsi, dans ce travail, nous proposons une solution innovante fondée sur l'intelligence artificielle (IA) et les technologies de l'imagerie numérique, visant à automatiser le diagnostic des carences nutritionnelles à partir de l'analyse d'images des feuilles. Ce système intelligent exploite des algorithmes de deep learning pour détecter et classifier les déficits en éléments nutritifs, tout en facilitant l'optimisation de la fertilisation agricole.

L'agriculture moderne fait face à des défis majeurs liés à l'optimisation des ressources et à la durabilité environnementale. La fertilisation, bien qu'essentielle, est souvent mal maîtrisée, ce qui peut engendrer des impacts négatifs tels que la dégradation des sols, la pollution des eaux, et une baisse de la qualité des productions agricoles.

Les méthodes traditionnelles de diagnostic des carences nutritionnelles sont principalement basées sur :

- **L'inspection visuelle** : Observation directe des symptômes sur les feuilles par des agronomes ou techniciens, dépendant fortement de l'expertise humaine et pouvant être subjective.
- **Les analyses physico-chimiques** : Prélèvements d'échantillons de feuilles ou de sols pour analyses en laboratoire, processus long et coûteux.
- **Les tests spectroscopiques ou biochimiques** : Utilisés parfois sur le terrain, mais nécessitant des équipements spécifiques et une expertise.

Ces approches sont souvent limitées en termes de rapidité, de coût, et d'évolutivité, ce qui freine la capacité à surveiller en temps réel la santé des cultures. De plus, le manque d'outils intelligents intégrés réduit l'efficacité des interventions agronomiques.

Ce projet vise à concevoir un système intelligent capable d'analyser automatiquement les images des feuilles de laitue afin de diagnostiquer précocement les carences nutritionnelles. En s'appuyant sur des techniques avancées de deep learning et l'exploitation d'un dataset spécifique (FNNPK), le système permettra :

- La détection rapide et précise des déficits en éléments nutritifs essentiels (azote, phosphore, potassium, etc.).
- L'aide à la décision pour optimiser la fertilisation et améliorer la qualité des récoltes.
- La réduction des coûts et des pertes liées à une fertilisation mal adaptée.
- La mise en place d'une agriculture intelligente et durable.

Ce mémoire est structuré en quatre chapitres :

- **Dans le premier chapitre**, nous présentons les concepts fondamentaux liés à l'agriculture 4.0, à l'intelligence artificielle, au deep learning, aux réseaux de neurones convolutifs (CNN), ainsi qu'aux carences nutritionnelles des plantes et à leur détection par imagerie. Nous expliquons également les liens entre ces technologies et leur application dans l'optimisation de la fertilisation agricole.
- **Dans le deuxième chapitre**, nous détaillons les outils matériels et logiciels utilisés dans notre projet, notamment les capteurs d'imagerie, les systèmes de collecte et de traitement des données, ainsi que les frameworks et bibliothèques de deep learning employés pour le développement des modèles de classification.

- **Dans le troisième chapitre**, nous exposons la mise en œuvre pratique de notre système de diagnostic des carences nutritionnelles à travers l'imagerie des feuilles. Nous décrivons l'intégration des différents composants matériels, incluant les caméras pour la capture d'images en conditions réelles, et l'utilisation de processeurs graphiques (GPU) performants pour l'entraînement et l'optimisation des modèles d'apprentissage profond. Nous présentons également les résultats obtenus et leur analyse.

Enfin, ce mémoire se conclura par une synthèse des contributions apportées et des perspectives pour le développement d'outils innovants en agriculture de précision.

Chapitre 1 : Analyse des Carences Nutritionnelles et Technologies de Détection

1.1 Introduction

La santé physique des plantes et leur productivité sont en relation directe avec la nutrition. En effet, lorsqu'il y a un manque d'un élément essentiel, des symptômes apparaissent – jaunissement, nécrose, arrêts de croissance – qui informent de la carence nutritionnelle, souvent à l'origine de pertes en rendement agricole. Historiquement, la détection de ce type de carence était effectuée par telle une observation visuelle ou analyses impacts en laboratoire selon des méthodes souvent coûteuses, peu fiables, longues et hors des portées financières du nombre conséquent d'agriculteurs en situation de difficultés.

Avec l'avènement de l'agriculture 4.0, de nouveaux types de méthodes vont être envisagés. À savoir que la vision par ordinateur et la méthode d'apprentissage profond va permettre d'analyser les images de feuilles de plantes afin d'identifier rapidement les carences qui apparaissent. L'automatisation de cette détection sera en partie possible grâce à l'utilisation équivalente de capteurs, de caméras, de drones, et de l'application d'outils en réseaux de neurones convolutionnels (CNN). L'automatisation de la détection va permettre de garantir un diagnostic des carences, non seulement rapide mais aussi objectif et facilement projetable à grande échelle, élargissant ainsi la possibilité d'une gestion améliorée de la fertilisation, plus fondamentale ou même plus éco-durable.

1.2 Principaux Nutriments et Symptômes de Carences dans les feuilles

1.2.1 Définition

Les nutriments essentiels pour les plantes sont des éléments chimiques indispensables à leur croissance, leur développement et leur fonctionnement physiologique. Ces éléments sont absorbés principalement par les racines sous forme minérale et sont nécessaires en quantités variables selon leur rôle. Une carence en nutriments se définit comme l'absence, la présence insuffisante ou un défaut d'assimilabilité d'un élément indispensable à la vie de la plante. Cette carence entraîne un déséquilibre nutritionnel qui se manifeste par des symptômes visibles, notamment sur les feuilles, et impacte directement la santé, le rendement et la qualité des cultures. La figure 1-1 représente les principaux nutriments des plantes [5].

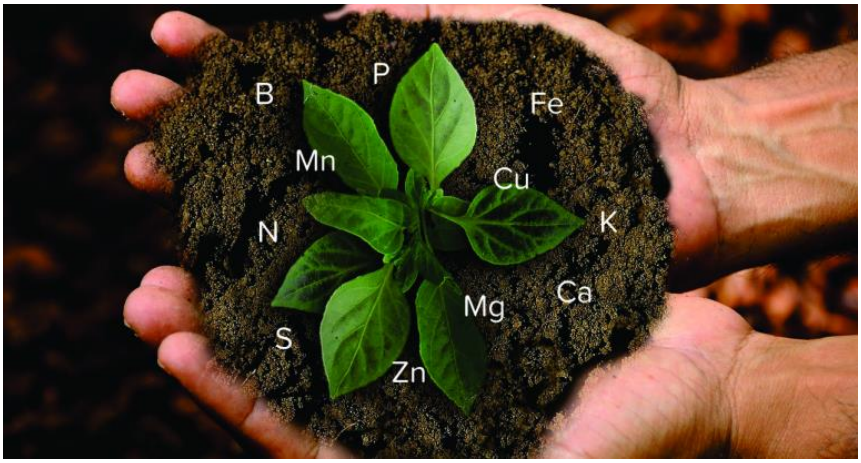


Figure 1.1 figure des principaux nutriments des plantes [6]

1.2.2 Principaux Nutriments et Symptômes de Carences

Les plantes ont besoin de nutriments essentiels comme l'azote, le phosphore et le potassium pour bien pousser. Un manque de ces éléments cause des symptômes visibles : par exemple, un déficit en azote rend les feuilles jaunes, tandis qu'un manque de potassium provoque des taches brunes. Identifier rapidement ces signes permet de corriger les carences et d'assurer une bonne santé des plantes [7].

1.2.2.1 Azote (N)

Le premier élément nutritif en quantité est l'azote ; il joue un rôle fondamental dans le métabolisme des plantes. Notamment, l'azote est indispensable à la culture pour exprimer une forte croissance végétative et pour synthétiser la chlorophylle, principale source d'énergie de la plante. Il est également un élément fondamental dans la constitution des protéines. Un blocage de l'assimilation, en fin de cycle, lors de périodes sèches peut donc rapidement entrainer une dégradation du rendement et de la qualité des productions[7]

En cas de carence en azote, les organes de la plante se développent plus petits que d'accoutumée, impactant dès lors le rendement. Au même titre que l'azote est essentiel à la production des protéines, les teneurs peuvent se voir de fait davantage en moins, d'où potentiellement moins de qualité à la récolte.

- Rôle : Stimule la croissance végétative et la synthèse de protéines

- Symptômes de carence : Feuilles jaunes, croissance réduite, taille des feuilles plus petite, entre-nœuds courts, mise à fruit réduite. La figure 1-2 représente les Feuilles de pomme de terre présentant des symptômes de carence en azote



Figure 1.2: figure des Feuilles de pomme de terre atteintes de carence en azote[7]

1.2.2.2 Le phosphore (P)

Le phosphore, tout comme l'azote, se présente sous la forme, par exemple, de la structure des protéines. Cet élément est également central dans le métabolisme énergétique de la plante, à cause notamment du rôle fondamental du phosphore dans le transport et la production de sucres et de protéines en cas de carences. De même, il favorise le développement du système racinaire chez la plante, et mérite aussi d'être cité en ce qui concerne, par exemple, la floraison et la fécondation en considérant les cultures. De manière générale, en cas de crise en phosphore, la croissance racinaire de la plante ralentit, et le tallage, dans le cas des céréales, dépendra lui aussi directement de l'apport en phosphore ; ainsi, entre autres, on observait que comme dans le cas d'une carence en azote, la floraison est tardive, et la production de protéines limitée [7].

- Rôle : Développement racinaire, floraison, nouaison des fruits.

Symptômes de carence : Croissance réduite, coloration violette des feuilles, feuilles veinées de brun. La figure 1-3 représente une feuille de colza montrant des symptômes de carence en phosphore.



Figure 1.3: Feuille de colza montrant des symptômes de carence en phosphore [7]

1.2.2.3 Potassium (K)

Au sein du fonctionnement cellulaire, il occupe une fonction essentielle, assure l'augmentation de l'épaisseur de la paroi cellulaire tout en régulant la transpiration de la plante et les risques de verse. Il confère aussi à la plante une meilleure résistance au froid et aux sécheresses. La matière sèche est limitée par une carence en potassium. Si l'on redoute le manque de potassium, l'excès de cet élément n'est pas souhaitable non plus car il favorise les fongicides. Dans le sol, il est peu mobile. La portion dissoute dans l'eau immédiatement disponible demeure faible et les racines doivent voyager dans le sol pour en trouver en quantité suffisante [7].

- Rôle : Améliore la tolérance à la sécheresse et la résistance aux maladies.
- Symptômes de carence : Chlorose légère évoluant vers des brûlures sèches, veines brûlées ou nécrosées, feuilles enroulées. La figure 1-4 représente les symptômes de carence en potassium (K) sur une feuille de vigne.



Figure 1.4: Symptômes de carence en potassium K sur une feuille de vigne [7]

1.3 Techniques traditionnelles de détection des carences

Les méthodes traditionnelles prennent la forme d'observations visuelles des symptômes apparents préfigurés par les manifestations classiques de carences sur les plantes, tels que les changements de couleur des feuilles ou les déformations, et d'analyses de sol et des feuilles de compte de l'état en éléments minéraux, tous décrits par le sens visuel direct, du sol, des racines ou des feuilles. On aboutit ainsi à une évaluation plus ou moins juste de l'état de nutrition minérale des plantes. Ce bilan qui serait facile à établir est cependant contrecarré par une part non négligeable de subjectivité, et aussi par la difficulté pour ces méthodes de mesurer à temps la présence de certains nutriments dits « dynamiques » et à les éviter autant que possible. Les méthodes traditionnelles utilisent donc d'une part l'observation visuelle des plantes pour détecter les symptômes de carence et d'autre part divers moyens d'évaluation de l'état de nutrition minéral généralement basé sur les analyses de sol, mais souvent très subjectives et manquantes de précisions dans les valeurs de fertilisation appropriés [8].

1.3.1 Observation visuelle des symptômes

De nombreuses succursales de l'agronomie ont longtemps reposé sur l'observation visuelle pour détecter les carences nutritionnelles. Cette méthode consiste à examiner les feuilles et autres parties de la plante à la recherche de signes caractéristiques : chlorose, nécrose, décoloration, ou retard de croissance. Bien qu'elle soit simple et peu coûteuse, cette approche

reste subjective et dépend fortement de l'expérience de l'observateur. De plus, plusieurs facteurs non nutritionnels (maladies, stress hydrique, salinité, etc.) peuvent provoquer des symptômes similaires, rendant le diagnostic incertain.

1.3.2 Les analyses de sol et de tissus végétaux

Avec l'observation, des analyses chimiques sont mises en œuvre pour quantifier des concentrations en éléments minéraux dans les sols et dans les feuilles par les agronomes. Les valeurs ainsi obtenues sont tout à fait précises, permettant de vérifier ou d'infirmer les hypothèses visuelles sur les carences éventuelles. En revanche, ces pratiques nécessitent l'envoi d'échantillons à des laboratoires spécialisés, causant des délais, coûtant cher et généralement non disponibles pour de petits exploitants.

1.3.3 Les limites des approches traditionnelles

Bien que toujours utilisées, les méthodes traditionnelles de détection des carences nutritionnelles présentent aujourd'hui plusieurs inconvénients majeurs, particulièrement dans le cadre de l'agriculture de précision moderne :

Lenteur : Ces méthodes demandent du temps, que ce soit pour l'observation, la collecte d'échantillons, ou les analyses en laboratoire, ce qui ralentit la prise de décision.

Coût élevé : Les analyses chimiques répétées et les expertises nécessaires peuvent représenter un coût important, limitant leur accessibilité à grande échelle.

Faible automatisation : Ces approches reposent essentiellement sur des interventions humaines, ce qui rend difficile leur intégration dans des systèmes automatisés ou robotisés.

Manque de suivi régulier et à grande échelle : Elles ne permettent pas un monitoring continu et spatialement étendu des cultures, indispensable pour optimiser la gestion des nutriments dans des exploitations agricoles vastes ou très diversifiées.

Ces contraintes renforcent la défiance envers ces méthodes traditionnelles au profit de solutions plus modernes, qui s'appuient sur le numérique, les capteurs, l'imagerie multispectrale, et l'intelligence artificielle. Ces technologies offrent des diagnostics plus rapides, précis, automatisés et adaptables à grande échelle, répondant ainsi mieux aux exigences de l'agriculture de précision.

1.4 IA et Gestion des Carences Nutritionnelles en Agriculture de Précision

Dans le domaine de l'agriculture de précision, l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) a été reconnue comme un outil clé pour surmonter divers défis, notamment ceux liés aux carences nutritionnelles des cultures. Les recherches récentes mettent en lumière des approches novatrices, alliant capteurs intelligents, analyse des données massives et techniques d'apprentissage automatique, qui contribuent à l'identification et à la correction de ces carences.

Une étude de Qiao et al. Souligne que les technologies d'IA, en partenariat avec des capteurs, offrent des méthodes non invasives pour évaluer des traits complexes des plantes, améliorer la productivité et la durabilité des systèmes de production végétale [9][10][11]. Cette approche est cruciale dans la détection précoce des carences, car une surveillance en temps réel peut fournir des données instantanées pour diagnostiquer les besoins spécifiques des cultures. De plus, la combinaison de l'IA et de l'Internet des objets (IoT) permet une collecte de données plus précise, essentielle pour adapter l'utilisation des nutriments [12].

Les travaux de Gupta et al. Montrent que l'IA peut également accélérer le traitement et l'analyse des informations concernant la santé des plantes, en fournissant des diagnostics rapides pour des maladies courantes qui pourraient être aggravées par des carences nutritionnelles (Gupta et al., 2024). Par exemple, des méthodes de détection de maladies basées sur des réseaux de neurones convolutifs ont démontré leur efficacité dans l'identification des symptômes liés à ces carences, permettant ainsi une application de traitements ciblés [13].

De plus, les recherches de Machii et al. Étudient comment l'IA facilite l'optimisation de l'agriculture de précision en offrant des prévisions sur le rendement et la qualité des cultures, ce qui inclut également l'impact de l'alimentation en nutriments sur ces facteurs. L'utilisation de modèles de deep learning pour anticiper les besoins en nutriments des plantes représente une avancée significative dans la gestion des ressources agricoles, réduisant ainsi le gaspillage et les impacts environnementaux négatifs [14].

Une autre contribution importante provient des efforts pour analyser les indicateurs biologiques des carences, où des techniques avancées alimentées par l'IA sont mises en pratique. Par exemple, les capteurs de sol et de plantes permettant de surveiller en temps réel l'humidité, le pH et d'autres paramètres vitaux sont cruciaux pour une agriculture adaptative et réactive [15]. Ainsi, ces technologies permettent non seulement de comprendre les carences nutritionnelles, mais aussi de prévoir les événements futurs en fonction des conditions environnementales, renforçant ainsi la résilience des cultures.

En somme, les publications récentes témoignent d'une synergie croissante entre l'IA et l'agriculture de précision, orientée vers la gestion proactive des carences nutritionnelles des plantes, essentielle pour assurer la sécurité alimentaire et la durabilité des systèmes agricoles.

1.5 Applications agricoles similaires basées sur l'intelligence artificielle

Outre la gestion des carences nutritionnelles, l'intelligence artificielle est largement exploitée dans d'autres domaines de l'agriculture de précision. L'un des champs d'application majeurs concerne la détection précoce des maladies des plantes, où des algorithmes d'apprentissage profond, notamment les réseaux de neurones convolutifs (CNN), permettent d'identifier visuellement les symptômes pathologiques à partir d'images de feuilles. Des systèmes comme PlantVillage Nuru exploitent cette technologie pour assister les agriculteurs dans le diagnostic des maladies à l'aide d'un simple smartphone [16]. De même, des modèles tels que InsightNet ont démontré une efficacité élevée dans la détection de maladies tout en fournissant une explication visuelle des résultats [17].

L'IA est également mobilisée dans l'optimisation de l'irrigation, notamment à travers l'usage de capteurs connectés et de systèmes flous. Par exemple, le Zoning Irrigation Smart System permet une irrigation ciblée, réduisant la consommation d'eau et augmentant l'efficience énergétique [10]. Par ailleurs, la cartographie des sols à l'aide de capteurs et de techniques d'apprentissage automatique favorise une gestion raisonnée de la fertilisation, en adaptant les apports d'engrais à la composition réelle du sol. Cette approche est déjà implémentée dans des projets tels que CropX ou des recherches utilisant des datasets comme FNNPK pour identifier les besoins spécifiques en azote, phosphore ou potassium.

Une autre application majeure est la prévision du rendement agricole, où l'IA, couplée à des données satellitaires et climatiques, permet d'anticiper la production future. Des plateformes telles que Climate FieldView ou les travaux de Machii et al.[12] en sont des exemples significatifs. Enfin, l'intelligence artificielle est aussi utilisée dans le suivi de la santé animale, à travers des capteurs portés et des caméras intelligentes qui surveillent en continu l'état physiologique et comportemental du bétail, contribuant ainsi à la prévention des maladies et à l'amélioration du bien-être animal [18].

Ces applications témoignent de la polyvalence de l'intelligence artificielle dans l'agriculture moderne et de son potentiel à transformer les pratiques agricoles vers plus de durabilité, de réactivité et d'efficience.

1.6 Conclusion

Les carences nutritionnelles des plantes sont à la fois relatives et absolues et constituent un réel handicap pour leur croissance, leur développement et leur rendement. Les méthodes d'analyse des carences, les plus courantes étant l'analyse de sol et les tests foliaires ou à partir d'extraits de tissus, sont beaucoup plus lentes à obtenir et plus coûteuses que ne le permettent les technologies récentes de la vision par ordinateur et du deep learning. L'usage de capteurs embarqués, de drones et de réseaux de neurones convolutionnels (CNN) pour la détection des

carences en éléments minéraux a permis de passer d'une approche méthodique, donc longuette, à un contrôle en temps réel du diagnostic de la santé des plantes, à un aperçu de leur état nutritionnel susceptible de répondre à une demande immédiate d'un agriculteur soucieux d'optimiser son programme de fertilisation et ainsi de maximiser le potentiel de ses productions. Si l'on reste naturellement mesuré sur les promesses de l'agriculture de précision, ces avancées technologiques vont permettre de mieux cerner la bonne dose d'engrais pour une plus forte efficacité sur un plan économique, sur un plan environnemental, sur un plan écologique également.

Chapitre 2 : Outils et technologies

2.1 Introduction

L'intégration des technologies avancées dans le domaine agricole marque une rupture significative avec les méthodes traditionnelles. Aujourd'hui, l'intelligence artificielle (IA) et plus particulièrement le deep learning, permettent une approche innovante, automatisée et précise du diagnostic des cultures. L'objectif principal de cette transformation technologique est d'offrir aux agriculteurs des outils d'aide à la décision capables de détecter, prédire et corriger les anomalies nutritionnelles de manière proactive.

Dans ce contexte, notre projet s'appuie sur l'imagerie des feuilles et l'apprentissage profond pour détecter les carences nutritionnelles spécifiques affectant la laitue (Lactuca sativa). L'analyse visuelle automatisée des feuilles, rendue possible par les réseaux de neurones convolutifs (CNN), permet d'extraire des caractéristiques visuelles complexes souvent imperceptibles à l'œil humain. Cette approche offre ainsi une alternative rapide, peu coûteuse et évolutive aux analyses de laboratoire classiques.

Ce chapitre se consacre à la présentation des outils et méthodes mobilisés dans notre projet. Il mettra en lumière les modèles CNN sélectionnés, les stratégies de traitement des données, les indicateurs de performance utilisés pour évaluer les résultats ainsi que quelques exemples d'applications concrètes dans le domaine de l'agriculture intelligente.

2.2 La vision par ordinateur

2.2.1 Définition

La vision par ordinateur est une discipline qui consiste à transformer et analyser des images capturées, souvent par des machines comme des robots, en formats numériques adaptés aux algorithmes d'apprentissage automatique ou profond. Ce processus est complexe car il nécessite de convertir les données visuelles brutes en représentations numériques précises, selon le type d'information recherchée. Les algorithmes utilisés, encore en pleine évolution, appliquent diverses méthodes pour extraire et interpréter ces données, mais ils sont limités par des contraintes liées à l'apprentissage et à la compréhension des images. Ainsi, la vision par ordinateur dépasse le simple traitement traditionnel d'images : elle vise à extraire des caractéristiques exploitables par des modèles intelligents pour automatiser l'analyse visuelle.

2.2.2 Les avantages de la vision par ordinateur

La vision par ordinateur est principalement mise en œuvre dans des secteurs d'activité très automatisés. Quelles sont ses forces ?

- **Amélioration de l'efficacité et de la productivité**

La vision par ordinateur peut automatiser des tâches industrielles, normalement réalisées par un être humain. La mise en œuvre de cette technologie peut, par exemple, accroitre la productivité dans des espaces tels que les entrepôts ou les centres de distribution. Ce qui est d'une importance capitale pour les entreprises qui veulent réduire le temps de traitement de leurs produits pour être plus performantes et réaliser des économies.

- **Meilleure prise de décision**

En raison de la dimension analytique de la vision par ordinateur, celle-ci est à même de fournir des résolutions que l'homme peut ne pas percevoir. Son usage dans la fonction de l'analyse permet donc aux compagnies de recevoir des informations fiables en temps réel qui les aidere donner une meilleure orientation à la prise de décision. Cette analyse est par exemple particulièrement utile au corps médical lorsqu'il doit interpréter une radiographie ou une IRM dans le but de rechercher une anomalie.

- **Sécurisation renforcée**

Couplée à la technologie de la surveillance, la vision par ordinateur permet de déceler des menaces et d'anticiper les accidents. Par exemple, elle peut être mise en œuvre dans le secteur du transport pour détecter un obstacle avertissant du danger.

2.2.3 Applications de la vision par ordinateur

- **Les divers usages de la vision par ordinateur**

La vue est sans conteste une aptitude primordiale et précieuse que nombre d'entre nous exploitons lorsqu'il s'agit d'exécuter les nombreuses tâches à réaliser au quotidien. Dans ce cadre, n'étonnons-nous pas de l'abondance d'applications de vision par ordinateur répondant à des usages réels.

Vous trouverez en-dessous une liste non exhaustive des principales applications de vision par ordinateur [19].

- **Détection d'objets**

Un certain nombre d'applications de la vision par ordinateur que nous pouvons utiliser couramment reposent sur la détection d'objets dans les images. Les voitures autonomes constituent un bon exemple. Les constructeurs de voiture autonomes se servent ainsi de plusieurs caméras pour acquérir des images de l'environnement dans le but que leurs voitures autonomes peuvent détecter les objets, le marquage de la voie, et les panneaux de signalisation afin de conduire en toute sécurité [19].

- **Reconnaissance faciale**

La reconnaissance faciale est par définition utilisée en matière de sécurité et de surveillance. Il s'agit d'elle de pouvoir identifier les personnes grâce à l'analyse des caractéristiques clés. Pour ce faire, les réseaux neuronaux sont entraînés sur de larges bases de données biométriques qui permettraient aux modèles d'identifier des caractéristiques faciales[19].

- **Traduction automatique**

Des outils accessibles au grand public comme Google Translate permettent à l'utilisateur, en ouvrant l'appareil photo de son smartphone devant un panneau dans une langue qu'il ne connaît pas, d'avoir entre ses mains, quasiment en temps réel, la version du texte du panneau dans la langue de son choix[20]

- **Génération d'images**

Non seulement les applications de vision par ordinateur savent interpréter les images, mais nous y sommes presque, avec notamment la création d'images réalistes par les systèmes intelligents d'une forme d'IA générative : le modèle DALL-E qui produit, à partir d'une description en texte, des images (ou la forme vidéo de Sora), ou encore les deep fakes qui consistent en un logiciel re-photographiant des individus, créant de fausses vidéos de gens qui n'auraient, dans la réalité, pas participé aux séquences. Parce que le modèle de deep fake distingue ce qui constitue un visage humain, il sait en générer un nouveau [20]. La figure 2-1 représente une comparaison entre la vision humaine et la vision par ordinateur.

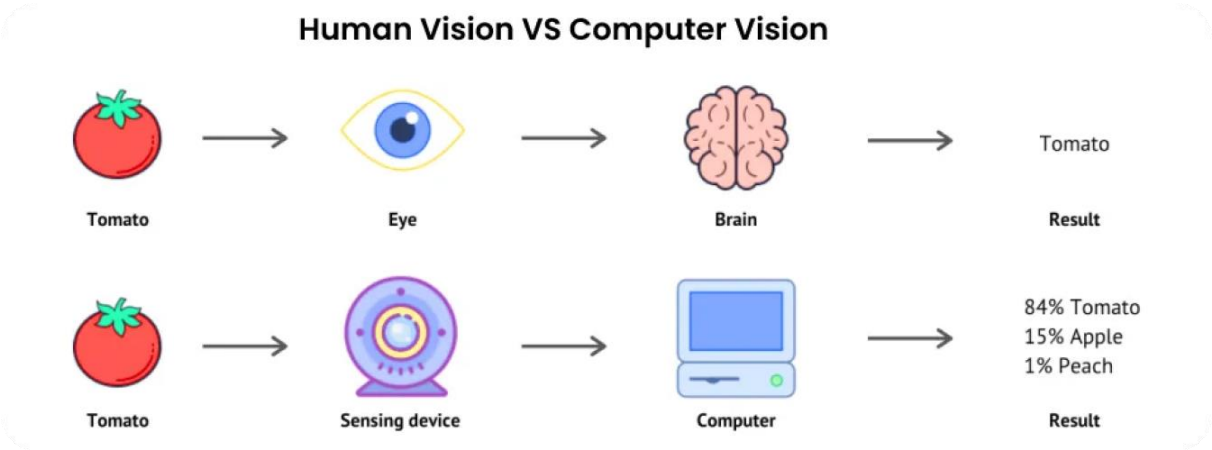


Figure 2.1: Comparaison entre la vision humaine et la vision par ordinateur [21].

2.3 Deep Learning

2.3.1 Définition

Deep Learning (L'apprentissage profond) a tous les attributs d'une technique de traitement de données et plus particulièrement de traitement de l'image robuste qui pourrait donner de nouveaux résultats magnifiques dans le secteur du milieu naturel, et donc de l'agriculture. La présente analyse repose sur 129 articles d'applications de l'AP en agriculture. Ces applications sont classées selon cinq applications : prédiction des rendements, détection des stress des plantes, détection des plantes indésirables et des insectes ravageurs, détection des maladies, et agriculture intelligente qui comprend la gestion de l'eau, l'analyse des semences et l'analyse des sols. Cette agriculture pourrait permettre d'améliorer la productivité agricole et la croissance économique avec l'utilisation de réseaux d'apprentissages supervisés tels que les CNN, RNN, AlexNet et ResNet qu'on utilise le mieux en agriculture pour cette croissance économique. Pour améliorer les performances des modèles et réduire le temps d'inférence, il convient cependant de développer d'autres techniques d'AP. Cette revue met en avant des lacunes majeures de ce travail de recherche, dans lequel il reste à faire de nombreuses recherches pour développer ce domaine [22].

2.3.2 Les avantages de Deep Learning

Haute précision : Les algorithmes de Deep Learning atteignent des performances de pointe dans diverses tâches, telles que la reconnaissance d'images et le traitement du langage naturel.

Ingénierie automatisée des caractéristiques : Les algorithmes de Deep Learning peuvent découvrir et apprendre automatiquement des caractéristiques pertinentes à partir des données, sans nécessiter d'ingénierie manuelle.

Évolutivité : Les modèles de Deep Learning peuvent évoluer pour gérer des ensembles de données volumineux et complexes, et apprendre à partir de volumes considérables de données.

Flexibilité : Les modèles de Deep Learning peuvent être appliqués à un large éventail de tâches et traiter différents types de données, tels que les images, le texte et la parole.

Amélioration continue : Les modèles de Deep Learning améliorent continuellement leurs performances à mesure que davantage de données sont disponibles [23].

2.3.3 Application de Deep Learning

Le deep learning constitue une technologie fondamentale dans des domaines d'activités différents dont ceux du traitement du langage naturel (NLP), de la reconnaissance d'images, des services financiers ou encore de la génération d'images à partir de texte. On peut porter une attention particulière aux applications précises que l'on peut en faire dans ces domaines :

- Traitement du langage naturel (NLP)

Le deep learning permet d'améliorer les capacités du système NLP dans les cas de :

- **Analyse sémantique avancée :** les modèles sont capables d'interpréter des phrases complexes pour parvenir à établir des nuances quant aux intentions, comme Grammarly qui par exemple détecte les erreurs de grammaire et analyse le ton d'un message, grâce à l'apprentissage profond.
- **Chatbots intelligents :** c'est le cas de la société Gamalon, qui grâce à l'apprentissage profond réussit à répondre à un grand volume de messages avec précision.
- **Traduction automatique** : c'est le cas des outils de traduction qui utilisent des réseaux de neurones pour des résultats précis et fluides. Dans la figure 2-2 représente le traitement du langage naturel (Natural Language Processing - NLP) [24].

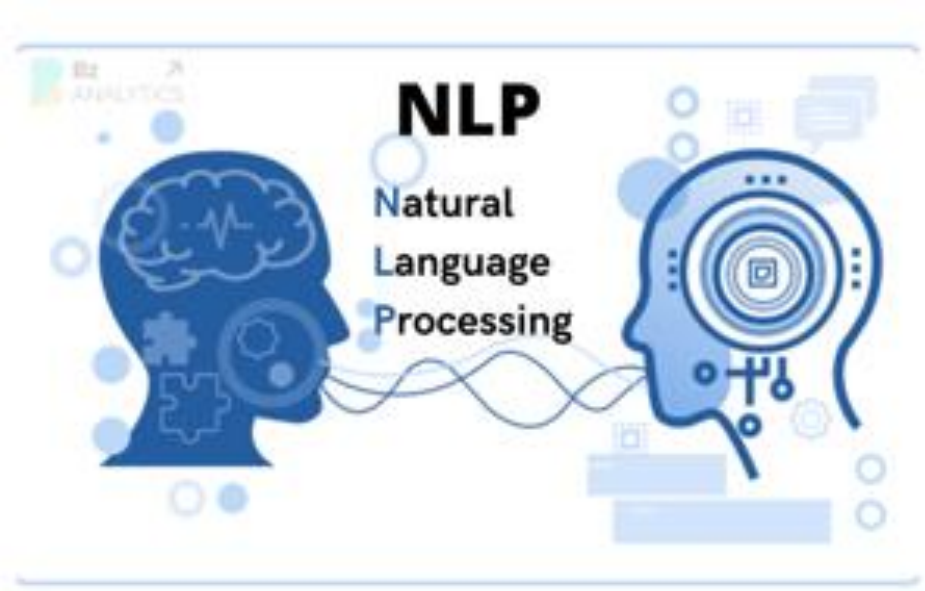


Figure 2.2: Natural language processing [24]

- Reconnaissance d'Images

La reconnaissance d'image utilisant le deep learning concerne plusieurs champs d'application :

- **Autonomie des véhicules :** détection d'obstacles, panneaux de signalisation et piétons pour accroître la sécurité routière.
- **Santé** : diagnostic réalisé à partir d'analyses d'images médicales, telles que le cancer ou les lésions.
- **Sécurité et surveillance :** vidéo-télé Surveillance avancée des individus et détection d'activités suspectes.

Les modèles deep learning offrent une bonne précision, car ils sont capables d'extraire automatiquement des caractéristiques pertinentes à partir des images. La figure 2-3 illustre la reconnaissance d'images de plantes grâce à l'intelligence artificielle.



Figure 2.3: Reconnaissance d'Images de plantes [25]

- Text-to-Image : La génération d'images à partir de texte est l'une des applications encore émergentes du deep learning :
- GANs (Generative Adversarial Networks) : Ces modèles sont particulièrement performants pour produire des représentations visuelles cohérentes à partir de descriptions textuelles en produisant une image de qualité qui détaille à la fois des spécificités globales et des détails locaux.
- Outils pré-entraînés : Google Cloud propose des modèles tels qu'Imagen, Parti ou Muse, permettant aux développeurs de créer facilement des contenus visuels personnalisés au moyen de solutions AutoML[26].

2.3.4 Types d'apprentissage profond

Il existe de nombreux types de modèles d'apprentissage profond. Parmi les types les plus courants, on trouve :

✓ Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Les CNN sont utilisés pour la reconnaissance et le traitement d'images. Ils sont particulièrement bons pour identifier des objets dans les images, même lorsque ces objets sont partiellement obscurcis ou déformés [27], [28].

✓ Apprentissage par renforcement profond

L'apprentissage par renforcement profond est utilisé pour la robotique et les jeux. C'est un type d'apprentissage automatique qui permet à un agent d'apprendre à se comporter dans un

environnement en interagissant avec celui-ci et en recevant des récompenses ou des punitions [27], [28].

- ✓ Réseaux de neurones récurrents (RNN)

Les RNN sont utilisés pour le traitement du langage naturel et la reconnaissance vocale. Ils sont particulièrement bons pour comprendre le contexte d'une phrase ou d'une expression, et ils peuvent être utilisés pour générer du texte ou traduire des langues [27], [29].

2.3.5 Modèle de Deep Learning

Cette étude utilise des architectures conçues pour la classification d'images, y compris VGG16 et MobileNet.

2.3.5.1 Vgg16 model (Visual Geometry Group 16)

2.3.5.1.1 Définition

Le modèle de réseau neuronal convolutif VGG16, qui a été élaboré pour réaliser des classifications d'images, se caractérise par la présence de 16 couches de neurones artificiels, chacune ayant pour rôle d'extraire les informations présentes dans l'image à partir de couches précédentes, pour aboutir à une classification de plus en plus pertinente des images sous-jacentes.

Au lieu d'utiliser un grand nombre d' hyperparamètres , VGG16 utilise des couches de convolution avec un filtre 3x3 et un stride 1, situés dans la même couche de remplissage et de pool maximal que le filtre 2x2 du stride 2. Cet agencement de couches de convolution et de pool maximal est appliqué de manière cohérente dans toute l'architecture. Au final, il dispose de deux couches entièrement connectées, suivies d'un softmax pour la sortie. Dans VGG16, « VGG » désigne le Groupe de Géométrie Visuelle de l'Université d'Oxford, tandis que « 16 » désigne les 16 couches pondérées du réseau. Ce réseau est assez vaste et compte environ 138 millions de paramètres [30].

2.3.5.1.2 Caractéristiques principales

- **Architecture profonde et hiérarchique** : VGG16 repose sur une structure homogène composée uniquement de couches convolutives de petite taille (3×3) et de couches de max pooling (2×2), suivies de couches entièrement connectées. Cette architecture régulière facilite la mise en œuvre et la compréhension du modèle.

- **Profondeur de traitement** : Le réseau comprend 13 couches convolutives et 3 couches entièrement connectées, soit 16 couches avec poids au total. Cette profondeur permet d'extraire des caractéristiques visuelles complexes, même dans des images bruitées ou partiellement obstruées.
- **Consommation mémoire élevée** : En raison du nombre important de paramètres (environ 138 millions), VGG16 nécessite beaucoup de mémoire RAM et de stockage, ce qui peut rendre son exécution difficile sur des dispositifs embarqués.
- **Pas de paramétrisation flexible** : Contrairement à MobileNet, VGG16 ne dispose pas d'hyperparamètres globaux ajustables (comme le multiplicateur de largeur ou de résolution), ce qui limite son adaptation à des environnements contraints.
- **Usage typique en environnement serveur ou GPU** : VGG16 est principalement utilisé dans des environnements de calcul puissants (clusters, GPU, cloud), en raison de ses besoins élevés en calcul. Il est bien adapté aux applications nécessitant une haute précision, mais pas à celles nécessitant vitesse ou faible consommation.

2.3.5.1.3 Architecture de Vgg16

- Le chiffre 16 de VGG16 désigne 16 couches pondérées. Dans VGG16, on trouve treize couches convolutives, cinq couches Max Pooling et trois couches Dense qui totalisent 21 couches mais il n'a que seize couches de pondération, c'est-à-dire une couche de paramètres apprenables.

- VGG16 prend la taille du tenseur d'entrée comme 224, 244 avec 3 canaux RVB

- La chose la plus unique à propos de VGG16 est qu'au lieu d'avoir un grand nombre d'hyper-paramètres, ils se sont concentrés sur des couches de convolution de filtre 3x3 avec foulée 1 et ont toujours utilisé le même rembourrage et la même couche maxpool de filtre 2x2 de foulée 2.

- Les couches de convolution et de pool max sont disposées de manière cohérente dans toute l'architecture

- La couche Conv-1 comporte 64 filtres, Conv-2 comporte 128 filtres, Conv-3 comporte 256 filtres, Conv 4 et Conv 5 comportent 512 filtres.

- Trois couches entièrement connectées suivent une pile de couches convolutives : les deux premières comportent 4 096 canaux chacune, la troisième effectue une classification ILSVRC à 1 000 voies et contient donc 1 000 canaux (un pour chaque classe). La dernière couche est la couche soft-max. Architecture détaillée de VGG-16 dans la figure 2-4 et Schéma simplifié dans la figure 2-5 [30].

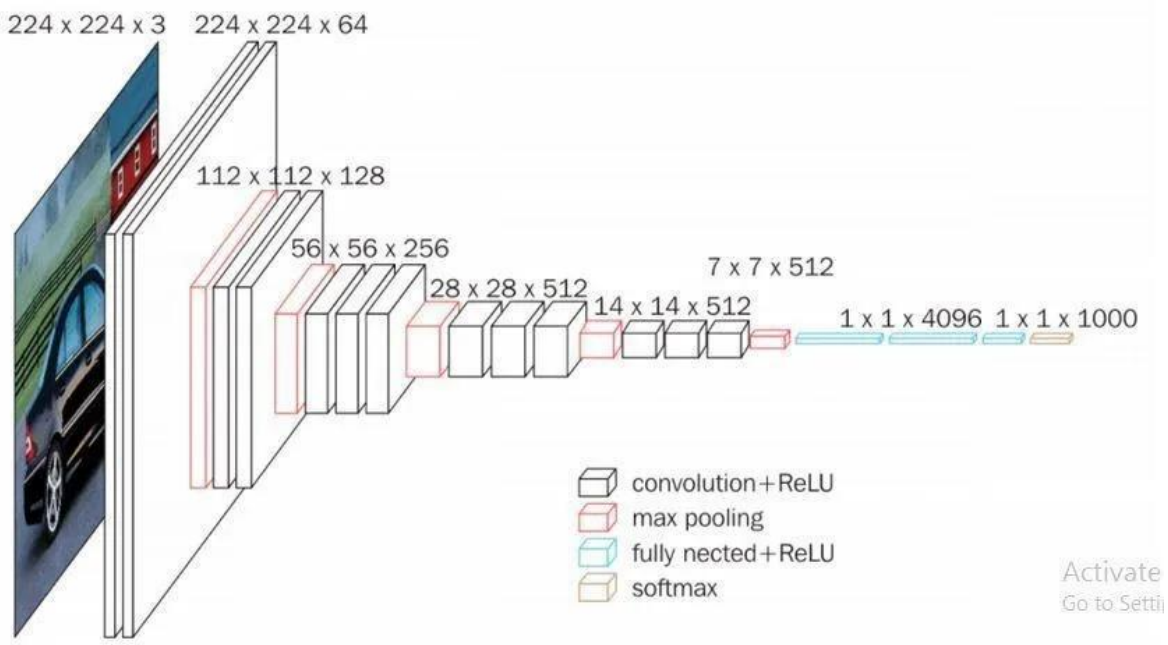


Figure 2.4: Architecture détaillée du réseau VGG-16 [31]

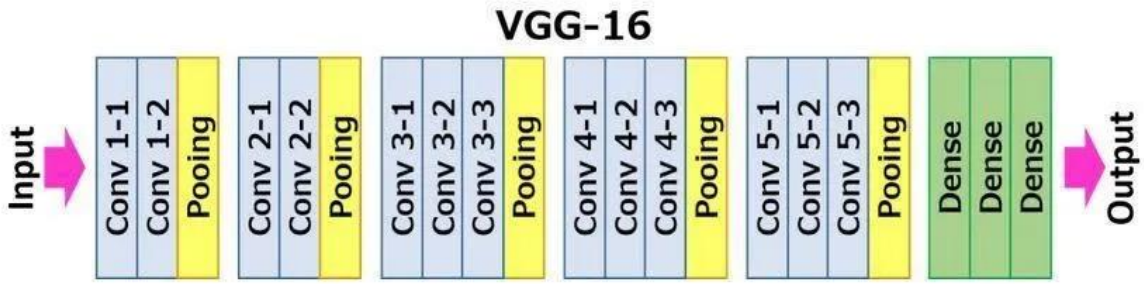


Figure 2.5: Schéma simplifié du modèle VGG-16 [31]

2.3.5.1.4 Mesures de performance (VGG16)

VGG16 est un modèle de réseau neuronal convolutif largement reconnu pour sa précision et sa robustesse en classification d'images. Cependant, il présente certaines limites liées à sa complexité. Voici les principales métriques et caractéristiques :

- **Précision** : VGG16 offre une excellente précision sur des jeux de données bien structurés. Il est capable de capturer des détails visuels complexes grâce à la profondeur de son architecture. Cela en fait un modèle efficace pour des tâches de classification multiclasses.
- **Vitesse** : En raison de sa profondeur et du grand nombre de paramètres (environ 138 millions), VGG16 est significativement plus lent à l'entraînement et à l'inférence par rapport à des modèles optimisés comme MobileNet. Cette latence le rend moins adapté aux applications en temps réel ou embarquées.
- **Taille du modèle** : La structure dense et les nombreuses couches entièrement connectées font de VGG16 un modèle lourd, nécessitant une mémoire importante pour le stockage et l'exécution.
- **Consommation énergétique** : L'architecture profonde de VGG16 implique une consommation énergétique élevée, en particulier lorsqu'il est déployé sur GPU. Cela constitue un frein à son intégration sur des dispositifs mobiles ou à faible autonomie énergétique.

2.3.5.1.5 Applications de VGG16

VGG16 est l'un des modèles les plus répandus en vision par ordinateur, apprécié pour sa précision élevée, sa structure cohérente et sa robustesse en classification d'images. Il est principalement utilisé dans des environnements disposant de ressources matérielles importantes, tels que les serveurs ou les plateformes de calcul haute performance. Voici ses principales applications :

1. **Classification d'images haute précision**
   Utilisé dans de nombreux projets de recherche et systèmes industriels, VGG16 permet de classer efficacement des images dans des contextes variés, allant de la reconnaissance d'objets à la catégorisation de scènes complexes.

2. **Analyse d'images médicales**
   Il est largement appliqué dans le domaine médical pour la détection de pathologies à partir d'IRM, de radiographies ou d'images microscopiques, notamment dans le diagnostic assisté par ordinateur.
3. **Reconnaissance de scènes visuelles**
   VGG16 est utilisé pour analyser des environnements complexes dans des systèmes de vidéosurveillance, de navigation autonome ou d'interprétation de scènes urbaines.
4. **Identification d'espèces végétales ou animales**
   Il est employé pour classifier des espèces dans le cadre de projets liés à la biodiversité, à l'agriculture de précision ou à la surveillance de la faune.
5. **Contrôle qualité en industrie**
   VGG16 est déployé dans des chaînes de production pour détecter des défauts visuels sur des produits manufacturés, améliorer l'automatisation et optimiser la qualité des processus.
6. **Filtrage et analyse de contenu multimédia**
   Le modèle est utilisé pour classer des images ou vidéos dans des systèmes de recommandation, ou encore pour détecter automatiquement du contenu sensible dans les plateformes numériques.

2.3.5.2 MobileNet model

2.3.5.2.1 Définition

MobileNet est le premier modèle de vision par ordinateur mobile de TensorFlow. Il s'agit d'une classe de réseaux neuronaux convolutifs (CNN) open source par Google. Elle constitue donc un excellent point de départ pour l'apprentissage de classificateurs compacts, rapides et performants.

La vitesse et la consommation d'énergie du réseau MobileNet sont proportionnelles au nombre de multiplications-accumulations (MAC), qui est une mesure du nombre d'opérations de multiplication et d'addition fusionnées.

MobileNet utilise des convolutions séparables en profondeur pour réduire considérablement le nombre de paramètres par rapport à d'autres réseaux à convolutions régulières et à profondeur de réseau identique. Il en résulte des réseaux neuronaux profonds et légers [32].

2.3.5.2.2 Caractéristiques principales

- **Légèreté et efficacité :** MobileNet est optimisé pour être léger, rapide, économe, adapté au smartphone, à l'IoT, aux systèmes embarqués.
- **Convolutions séparables en profondeur (deepwise separable convolutions) :** MobileNet remplace les convolutions standard des CNN par des convolutions séparables en profondeur qui créent deux opérations distinctes pour le filtrage spatial et la combinaison des canaux (convolution en profondeur d'un côté, convolution pointwise 1 x 1 de l'autre), permettant de contaminer moins de points de calcul et de paramètres nécessaires, mais d'obtenir de bonnes performances.
- **Paramétrisation flexible :** MobileNet introduit deux hyperparamètres globaux :

• Multiplicateur de largeur (α) : ajuster le nombre de canaux à chaque couche pour réduire la taille du modèle.

• Multiplicateur de résolution (ρ) : ajuster la résolution des images d'entrée pour amender la charge de calcul.

- **Polyvalence :** la structure de MobileNet peut être utilisée pour différents usages : classification, détection, extraction d'attributs, localisation, etc.

2.3.5.2.3 Architecture de MobileNet

L'architecture de MobileNet est construite selon plusieurs couches, notamment :

1. **Convolutions standards :** la première couche est une convolution standard pour traiter une image d'entrée.
2. **Convolutions profondes séparables :** le cœur de l'architecture repose sur plusieurs couches de convolutions profondes séparables, dont chacune est suivie d'une normalisation par lots (batch normalization) et d'une fonction d'activation ReLU.
3. **Couches entièrement connectées :** les couches finales sont des couches entièrement connectées combinant toutes les caractéristiques extraites par les couches convolutives (volumes de caractères éristiques) pour générer moins de probabilité de classe via la fonction d'activation softmax.
4. **Convolution profonde :** filtre unique appliqué à chaque canal d'entrée.

5. **Convolution pointwise :** convolution 1 x 1 combinant les sorties de la convolution profonde.

Cette séparation entre les convolutions profondes et (du fait de l'unicité du filtre ininterrompu) peu de nombreux paramètres par rapport aux couches convolutives traditionnelles réduit alors fortement les besoins en calculs.

Comme la montre la figure 2-6

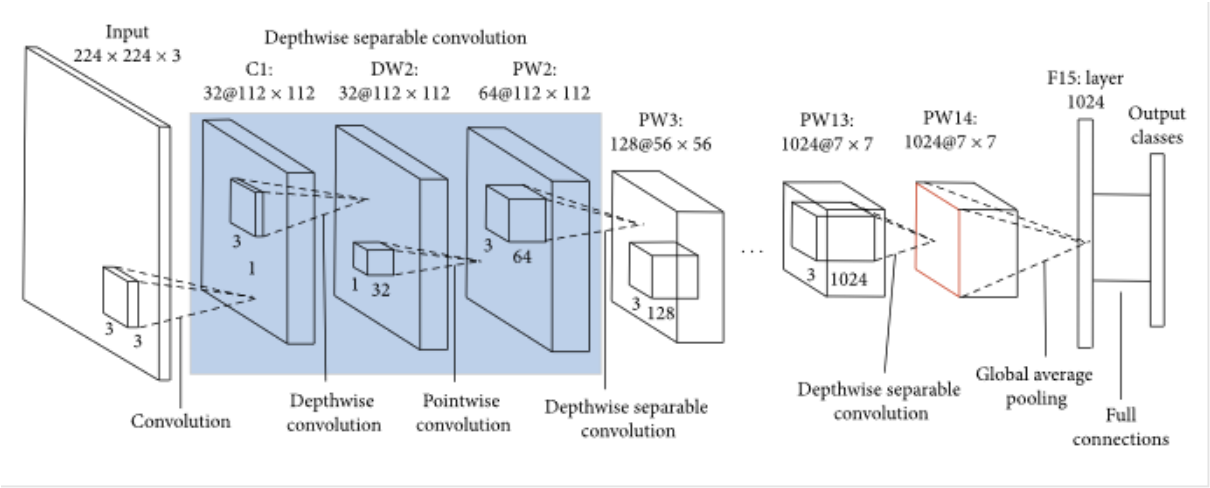


Figure 2.6: Architecture Mobilenet [32]

2.3.5.2.4 Mesures de performance *(*MobileNet*)*

MobileNet atteint un équilibre entre une haute précision et des exigences informatiques faibles. Voici quelques métriques clés :

- **Précision :** Bien que légèrement inférieure à celle de certains modèles plus gourmands en calculs, MobileNet parvient tout de même à obtenir une haute précision sur les standards des benchmarks.
- **Vitesse :** MobileNet est considérablement plus rapide que les réseaux convolutifs traditionnels, ce qui le rend idéal pour les applications en temps réel.
- **Taille du modèle :** le nombre réduit de paramètres entraîne une taille de modèle plus petite, ce qui est crucial pour son déploiement sur des appareils mobiles.

- **Efficacité énergétique :** grâce à la réduction du nombre de paramètres et à la conception optimisée des convolutions, MobileNet consomme moins d'énergie, ce qui est essentiel pour une utilisation sur des appareils mobiles avec une batterie limitée.

2.3.5.2.5 Applications de MobileNet

MobileNet est largement utilisé dans divers domaines grâce à son architecture légère et son efficacité, ce qui le rend idéal pour les applications de vision sur mobiles et systèmes embarqués. Voici les principales applications où MobileNet excelle :

1) **Classification d'Images**

MobileNet permet de classer des images en milliers de catégories rapidement et avec précision. Cela le rend adapté à des applications telles que le marquage automatique de photos, le filtrage de contenu, ou la reconnaissance d'images en temps réel dans des applications mobiles

2) **Détection d'objets**

Associé à des frameworks comme SSD (Single Shot MultiBox Detector), MobileNet est utilisé pour la détection d'objets en temps réel sur des appareils mobiles et embarqués. On le retrouve dans les véhicules autonomes pour identifier les piétons, les véhicules et les panneaux de signalisation, ainsi que dans les applications mobiles pour reconnaître des objets dans des images.

3) **Reconnaissance faciale**

Grâce à sa légèreté, MobileNet convient parfaitement à la reconnaissance faciale sur smartphones et tablettes. Il permet des fonctionnalités telles que le déverrouillage par reconnaissance faciale et l'authentification utilisateur sur les appareils mobiles et systèmes de sécurité.

4) **Systèmes embarqués**

Les faibles besoins en calcul et mémoire de MobileNet le rendent idéal pour une utilisation dans des systèmes embarqués, comme les objets connectés (IoT), les drones ou les plateformes de calcul en périphérie (edge computing) où les ressources sont limitées.

5) **Santé et Imagerie Médicale**

MobileNet est également appliqué dans le domaine médical pour la détection de maladies (par exemple COVID-19 à partir de radiographies thoraciques), l'identification du cancer de la peau, ou la reconnaissance de maladies végétales, le tout sur des appareils mobiles avec une grande précision.

6) Réalité Augmentée et Traitement en Temps Réel

Son efficacité permet à MobileNet d'être utilisé dans des applications de réalité augmentée, offrant une compréhension de la scène en temps réel et la superposition d'objets virtuels sur des appareils mobiles.

2.4 Métriques d'évaluation

2.4.1 Courbe ROC

La "courbe ROC" (Receiver Operating Characteristic curve) est une représentation graphique utilisée dans les tâches de classification binaire pour évaluer la performance d'un modèle. La courbe ROC trace le taux de vrais positifs (sensibilité) en fonction du taux de faux positifs (1 - spécificité) à différents seuils de classification.

En termes simples, la courbe ROC permet de comprendre à quel point un modèle est capable de distinguer entre deux classes (par exemple, carence nutritionnelle et non carence) en ajustant le seuil de classification. Un classificateur parfait aurait une courbe atteignant le coin supérieur gauche du graphique, représentant un taux de vrais positifs de 100 % et un taux de faux positifs de 0 %. En revanche, un classificateur aléatoire produirait une ligne diagonale allant du coin inférieur gauche au coin supérieur droit du graphique.

L'Aire sous la courbe ROC (AUC) est souvent utilisé comme mesure récapitulative de la performance du modèle, un AUC plus élevé indiquant une meilleure capacité de discrimination. L'AUC est une métrique largement utilisée dans des domaines tels que l'apprentissage automatique, la médecine (par exemple, pour les tests diagnostiques), et d'autres domaines où la classification binaire est pertinente [33]. Et dans chaque seuil de classification :

- Le modèle prédit des classes positives ou négatives.
- On calcule le TPR par la formule (1) et le FPR par la formule (2).

$$TPR\ (True\ Positive\ Rate) = \frac{TP}{TP+FN} \rightarrow \text{Sensibilité} \quad (1)$$

$$\text{FPR (False Positive Rtae)} = \frac{FP}{FP+TN} \rightarrow 1 - \text{Spécificité} \quad (2)$$

La courbe ROC est obtenu en faisant varier ce seuil de 0 à 1, et en traçant les couples (FPR, TPR).

- **Interprétation de la Courbe ROC et de l'AUC**

- **Comprendre la plage de l'AUC**

L'AUC varie de 0 à 1. Un AUC de 0,5 indique que le modèle ne fait pas mieux que le hasard (c'est-à-dire, l'équivalent de lancer une pièce), tandis qu'un AUC de 1 représente un modèle parfait qui sépare parfaitement les classes.

- **Interprétation des valeurs de l'AUC**

Un AUC proche de 1 indique une meilleure capacité de discrimination du modèle, signifiant que le modèle est efficace pour distinguer les instances positives (par exemple, les carences nutritionnelles) des instances négatives (absence de carence).

Un AUC proche de 0,5 suggère que les performances du modèle ne sont pas meilleures que celles d'un modèle aléatoire.

Un AUC inférieur à 0,5 indique que le modèle est moins performant qu'un simple hasard, impliquant que les prédictions du modèle sont inversément liées aux vraies étiquettes de classe.

- **Comparaison avec un classificateur aléatoire**

L'AUC sert de référence par rapport à un classificateur aléatoire, qui aurait un AUC de 0,5, car il ne possède aucun pouvoir discriminant. Ainsi, un modèle avec un AUC supérieur à 0,5 est considéré comme performant, tandis qu'un AUC inférieur à 0,5 indique des prédictions inversées par rapport aux vraies classes.

- **Interprétation pratique**

Un AUC entre 0,7 et 0,8 est considéré comme bon.

Un AUC entre 0,8 et 0,9 est considéré comme très bon.

Un AUC supérieur à 0,9 est considéré comme excellent.

Un AUC inférieur à 0,7 peut encore avoir une certaine utilité, mais nécessite probablement des améliorations.

- **Évaluation de la capacité de discrimination**

L'AUC mesure la capacité du modèle à discriminer entre les instances positives et négatives à travers tous les seuils de classification possibles. Il indique la probabilité que le modèle classe correctement un échantillon positif par rapport à un échantillon négatif choisi au hasard.

- **Applications réelles**

Dans des applications concrètes, un AUC plus élevé correspond généralement à un modèle plus fiable et précis dans ses prédictions. Pour des tâches comme le diagnostic de maladies ou la détection d'anomalies, un AUC plus élevé implique une meilleure performance pour identifier correctement les individus malades ou détecter des anomalies, tout en minimisant les faux positifs. La figure 2-7 représente la courbe Roc générale

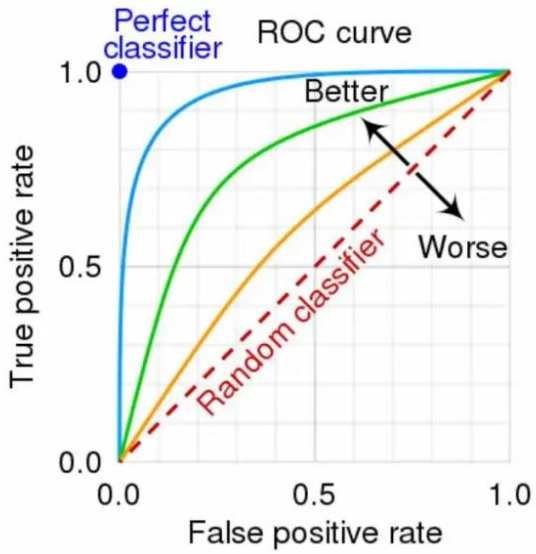


Figure 2.7: Courbe ROC [33]

2.4.2 Précision (Accuracy) et Fonction de Perte (Loss)

- **Précision (Accuracy)**

La précision, exprimée en pourcentage, évalue la capacité d'un modèle de classification à effectuer des prédictions correctes par rapport au nombre total de prédictions réalisées. Elle reflète le taux de concordance entre les classes prédites et les classes réelles, ce qui en fait une métrique intuitive et largement utilisée, notamment lors du suivi des performances d'un modèle au fil des époques d'entraînement. Cependant, cette mesure ne distingue pas l'importance relative des erreurs, ni ne reflète l'incertitude du modèle. Pour des ensembles de données équilibrés, elle peut fournir une indication générale satisfaisante de la performance globale en tenant compte de l'ensemble des résultats de la matrice de confusion. Néanmoins, dans des

contextes où les classes sont déséquilibrées ou lorsque certaines erreurs sont plus critiques que d'autres, la précision peut devenir trompeuse : un modèle peut obtenir un score élevé sans pour autant être réellement performant, d'où la nécessité de la compléter par d'autres indicateurs plus adaptés [34]. Il est défini mathématiquement comme la formule (3)

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP}+\text{TN}}{\text{TP}+\text{TN}+\text{FP}+\text{FN}} \quad (3)$$

- TP : vrais positifs
- TN : vrais négatifs
- FP : faux positifs
- FN : faux négatifs

- **Fonction de Perte (Loss)**

La fonction de perte (ou fonction de coût) permet d'évaluer plus finement la performance du modèle en mesurant l'écart entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. Contrairement à la précision, la perte n'est pas exprimée en pourcentage, mais sous forme de valeur numérique continue qui représente la somme des erreurs sur l'ensemble des données d'entraînement ou de validation.

La fonction de perte prend en compte les probabilités associées aux prédictions ainsi que leur niveau d'incertitude, ce qui en fait un outil essentiel pour guider le processus d'apprentissage. L'objectif de l'entraînement est de minimiser la valeur de la perte, ce qui permet d'ajuster les paramètres du modèle (par exemple, les poids d'un réseau de neurones) de manière optimale.

Parmi les fonctions de perte les plus couramment utilisées, on trouve :

La cross-entropy (entropie croisée) : adaptée aux problèmes de classification binaire ou multi-classe, elle mesure la divergence entre les distributions de probabilités prédite et réelle.

Le log loss : équivalent à l'entropie croisée pour des probabilités comprises entre 0 et 1.

L'erreur quadratique moyenne (MSE – Mean Squared Error) : souvent utilisée dans les tâches de régression.

La fonction de vraisemblance négative : utilisée notamment dans les modèles probabilistes[34]. Elle est définie mathématiquement par la formule (4)

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

- TP : vrais positifs
- FP : faux positifs

La figure 2-8 représente les modèles de précision et de perte.

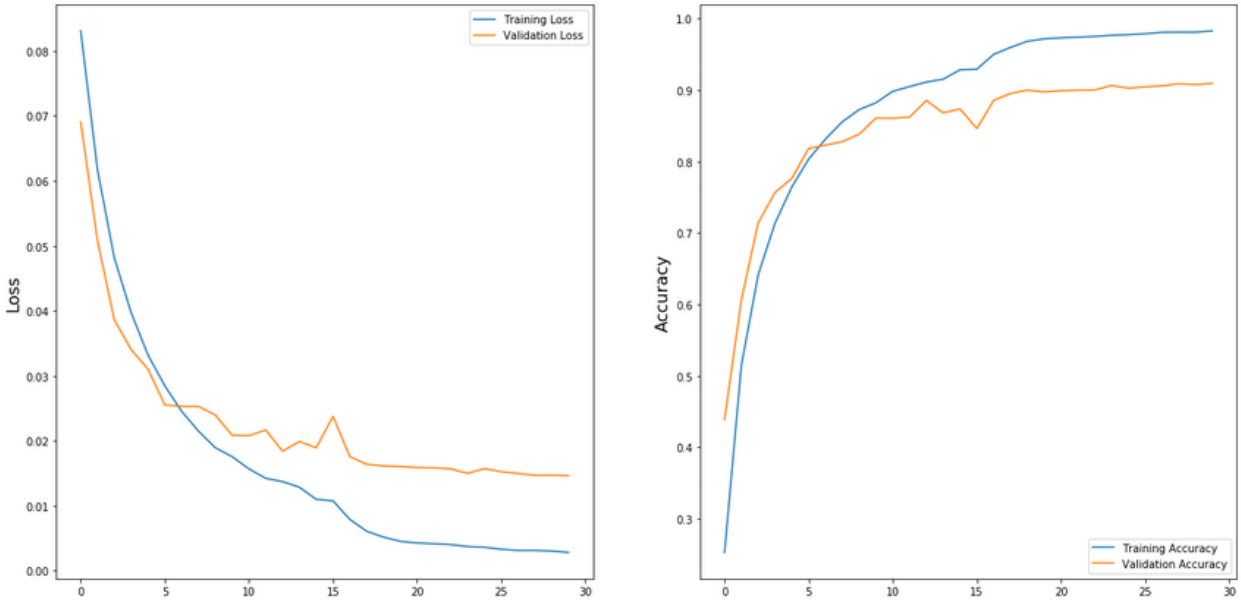


Figure 2.8: represents accuracy and loss models [34]**.**

2.4.3 Matrice de Confusion

La matrice de confusion est un outil fondamental pour évaluer les performances d'un modèle de classification. Elle prend la forme d'un tableau croisé qui compare les prédictions du modèle aux valeurs réelles connues dans l'ensemble de test. Cette matrice permet de visualiser et de quantifier les erreurs commises par l'algorithme. La figure 2-9 illustre la structure générale d'une matrice de confusion, utilisée pour évaluer les performances d'un modèle de classification [35].

La matrice elle-même est simple à interpréter, mais les termes associés peuvent parfois prêter à confusion :

- **Vrais positifs (TP)** : nombre de cas où le modèle a correctement prédit la classe positive (ex. : plante présentant une carence identifiée comme telle).
- **Vrais négatifs (TN)** : nombre de cas où le modèle a correctement prédit la classe négative (ex. : plante saine identifiée comme saine).
- **Faux positifs (FP)** : nombre de cas où le modèle a prédit à tort la classe positive (ex. : plante saine identifiée comme carencée).
- **Faux négatifs (FN)** : nombre de cas où le modèle a prédit à tort la classe négative (ex. : plante carencée identifiée comme saine).

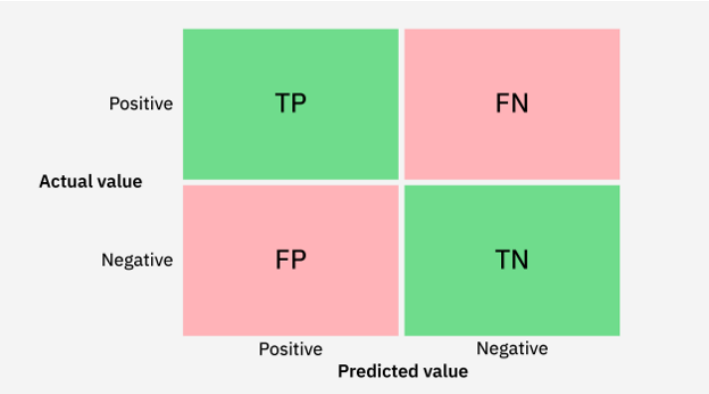


Figure 2.9: structure générale d'une matrice de confusion [35]**.**

À partir de cette matrice, plusieurs indicateurs de performance peuvent être calculés :

- **Accuracy (précision globale)** : proportion d'instances correctement classées. Il est défini mathématiquement comme la formule (5)

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP+TN}}{\text{TP+TN+FP+FN}} \quad (5)$$

- **Précision (Precision)** : proportion des prédictions positives qui sont réellement positives. Il est défini mathématiquement comme la formule (6)

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

- **Rappel ou Sensibilité (Recall/Sensitivity)** : proportion des cas positifs correctement détectés par le modèle. Il est défini mathématiquement comme la formule (7)

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FN}} \quad (7)$$

- **F1-score** : moyenne harmonique entre la précision et le rappel, qui offre un compromis entre les deux. Il est défini mathématiquement comme la formule (8)

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

La matrice de confusion est particulièrement utile dans les problèmes de classification binaire, mais peut aussi être étendue aux classifications multiclasse en évaluant chaque classe séparément, ou en utilisant des approches comme le One-vs-All (OvA) ou One-vs-One (OvO).

Chaque cellule de la matrice représente le nombre d'instances correspondant à une combinaison donnée de classe réelle et de classe prédite. Ainsi, la matrice offre une vue détaillée des performances du modèle, et permet de calculer les métriques précitées pour évaluer la qualité de la détection des carences nutritionnelles dans les feuilles analysées.

2.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté les outils essentiels à la mise en œuvre de notre système de détection basé sur le deep learning. En se concentrant sur les modèles CNN, les techniques de traitement d'image et les métriques de performance, nous avons établi une base solide pour la mise en œuvre expérimentale qui sera détaillée dans le chapitre suivant.

Nous avons justifié le choix de VGG16 et MobileNet, deux architectures complémentaires permettant de concilier précision et légèreté. Nous avons également décrit le processus rigoureux de prétraitement des données et d'optimisation des hyperparamètres afin de garantir des résultats fiables. Les métriques d'évaluation sélectionnées permettent une appréciation fine des performances, en tenant compte des déséquilibres éventuels dans les classes.

Enfin, les applications agricoles similaires étudiées ont permis de situer notre approche dans un contexte scientifique et technique plus large, montrant que les CNN constituent aujourd'hui un outil puissant et pertinent pour relever les défis de l'agriculture de précision. Ces éléments constituent le socle méthodologique sur lequel reposent nos expérimentations et nos résultats présentés dans le chapitre suivant.

Chapitre 3 : Mise en œuvre et résultats

3.1 Introduction

Ce chapitre présente en détail la mise en œuvre technique de notre projet ainsi que les résultats obtenus dans le cadre du diagnostic et de l'optimisation de la fertilisation agricole à l'aide de l'intelligence artificielle. Ce travail s'inscrit dans une démarche innovante visant à améliorer la productivité et la durabilité des systèmes agricoles en détectant de manière précoce et précise les carences nutritionnelles de la laitue. L'identification rapide de ces carences permet une intervention ciblée, limitant ainsi les pertes de rendement tout en réduisant les apports excessifs d'engrais.

Pour atteindre nos objectifs, nous avons utilisé Google Colab comme plateforme principale pour le développement et l'implémentation des modèles d'apprentissage automatique. Cet environnement cloud, à la fois puissant et accessible, nous a permis de bénéficier de ressources de calcul importantes sans être limités par le matériel local. Cette capacité a été essentielle pour le traitement de notre base de données d'images foliaires et l'entraînement efficace de nos modèles de réseaux de neurones profonds, en particulier les CNN et Vision Transformers.

3.2 Schéma proposé du système de détection des carences nutritionnelles des plantes

La figure 3-1 illustre l'architecture générale du système proposé. Celui-ci repose sur une conception modulaire intégrant plusieurs composants technologiques, permettant la détection automatique des carences nutritionnelles de la laitue à partir d'images de leurs feuilles. L'ensemble du processus repose sur l'usage de l'intelligence artificielle pour analyser les signes visuels des déficiences, puis restituer le diagnostic à l'utilisateur via une interface simple.

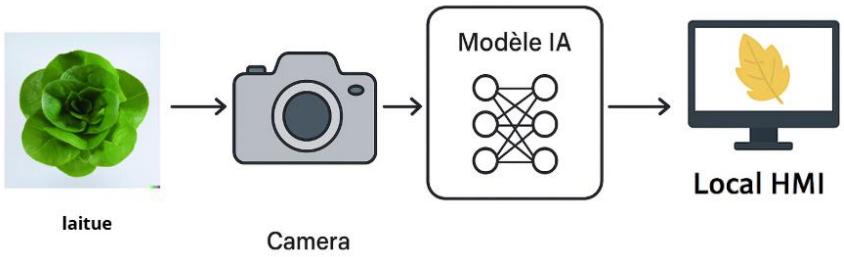


Figure 3.1: Architecture générale du système proposé

- **Composants du système**

- **Acquisition d'image**

Une caméra numérique (ou un smartphone, drone, ou capteur embarqué) capture des images des feuilles des plantes en haute résolution.

- **Prétraitement**

Les images sont redimensionnées, normalisées et éventuellement augmentées pour améliorer la robustesse du modèle.

- **Modèle d'IA (CNN ou Vision Transformer)**

Le cœur du système est un modèle d'apprentissage profond entraîné pour identifier les carences nutritionnelles (comme l'azote, le phosphore ou le potassium) à partir de caractéristiques visuelles.

- **Interface Homme-Machine (IHM)**

Une IHM légère (interface Web ou application mobile) permet à l'utilisateur d'importer des images et de recevoir le diagnostic, souvent accompagné d'un taux de confiance et de recommandations de fertilisation.

- **Base de données**

Stocke les images, les diagnostics, et les historiques pour un suivi agronomique à long terme.

3.3 Préparation du Dataset

Nous avons commencé par transférer notre base de données d'images foliaires depuis notre poste local vers l'environnement Google Colab afin de procéder à la phase de développement du modèle. Le dataset a été soigneusement structuré en trois sous-ensembles principaux : *entraînement, validation* et *test*. Chaque sous-ensemble est subdivisé en plusieurs classes correspondant aux états nutritionnels des feuilles : carence en azote**,** carence en potassium**,** carence en phosphore, et feuilles saines. Cette classification nous a permis de garantir une représentation équilibrée de chaque catégorie, tout au long du processus d'apprentissage et d'évaluation.

Le dataset complet se compose de 2130 images pour l'entraînement**,** et 530 images pour le test**.** Chaque image est étiquetée selon la classe nutritionnelle correspondante, ce qui permet

une détection fine et ciblée des différentes carences. L'organisation rigoureuse de ces données contribue directement à l'efficacité du modèle en lui fournissant une diversité suffisante d'exemples pour apprendre à généraliser à des données réelles.

Les images ont été normalisées au format 224 × 224 pixels**,** avec trois canaux (RGB)**,** ce qui est compatible avec les architectures de réseaux neuronaux profonds utilisées, telles que les CNN et les Vision Transformers. La taille uniforme permet d'optimiser la vitesse d'apprentissage tout en maintenant une qualité d'information suffisante pour détecter les symptômes visuels subtils.

Les données ont été collectées et préparées à partir de plusieurs sources fiables, notamment les références [36] et [37]. L'organisation méthodique du dataset s'est révélée essentielle pour assurer une formation cohérente du modèle et une évaluation fiable de ses performances en conditions proches du terrain.

Une organisation rigoureuse des données a été cruciale pour garantir un entraînement efficace et une évaluation pertinente des modèles.

- **Le jeu d'entraînement (70 % des données)** a été utilisé pour apprendre au modèle à reconnaître les différents signes visuels associés aux carences nutritionnelles des plantes. Il lui permet de découvrir les motifs caractéristiques de chaque classe (azote, potassium, phosphore, feuilles saines).
- **Le jeu de validation (15 %)** a servi à ajuster les paramètres du modèle et à prévenir le surapprentissage (overfitting), en fournissant un retour immédiat sur ses performances au cours de l'entraînement.
- **Le jeu de test (15 %)** a été strictement réservé à l'évaluation finale du modèle sur des données jamais vues auparavant, offrant ainsi une estimation impartiale de sa capacité à généraliser dans des conditions réelles. La figure 3.2 présente un échantillon d'images issues du dataset, classées selon les différentes classes correspondant aux types de carences nutritionnelles identifiées chez la laitue (azote, phosphore, potassium, etc.).

Cette figure montre un échantillon représentatif des quatre classes utilisées dans notre modèle de classification :

- **-K** : Carence en potassium

- **-N** : Carence en azote
- **-P** : Carence en phosphore
- **FN** : Feuille saine (Feuille Normale)
  Chaque classe présente des symptômes visuels distincts permettant au modèle d'apprentissage profond d'apprendre à différencier les états nutritionnels à partir d'images RGB.

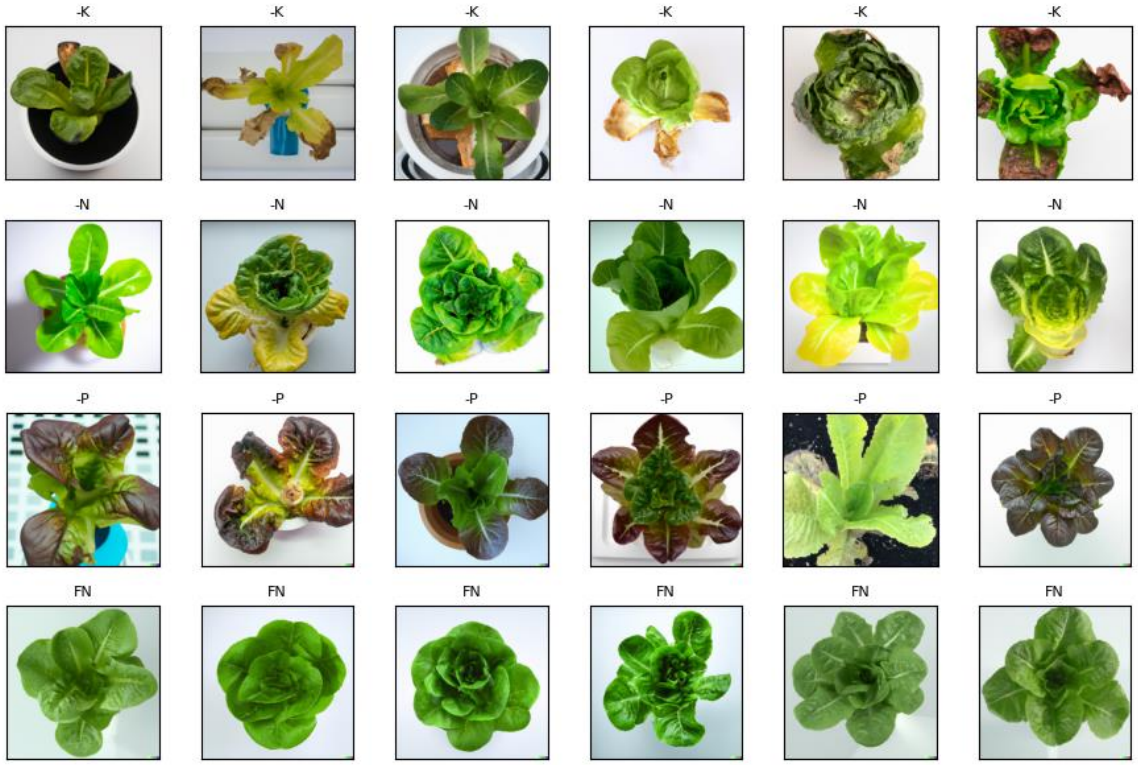


Figure 3.2: Quelques images du dataset classées par type de carence nutritionnelle chez la laitue

3.3.1 Nettoyage et préparation

Avant l'entraînement, les images ont été soumises à un processus rigoureux de prétraitement. Cela comprend :

- **Uniformisation des dimensions** : toutes les images ont été redimensionnées à 224x224 pixels pour garantir une compatibilité avec les architectures CNN utilisées.
- **Conversion au format RGB** : afin d'assurer une cohérence des canaux de couleur pour les modèles préentraînés.
- **Normalisation** : les valeurs de pixels ont été mises à l'échelle entre 0 et 1 pour faciliter l'apprentissage.

- **Nettoyage manuel** : les images floues, mal étiquetées, sur- ou sous-exposées, ou redondantes ont été retirées. Ce processus a été réalisé à l'aide d'une inspection visuelle assistée par une grille de notation qualitative.
- **Filtrage des doublons** : suppression des copies exactes ou très proches détectées par des techniques de hachage perceptuel (comme pHash ou dHash), avec validation manuelle.
- **Rééquilibrage du dataset** : réduction du déséquilibre de classes par sur-échantillonnage ou suppression d'échantillons excédentaires dans certaines catégories.

Ces étapes visent à garantir la qualité du dataset, sa représentativité et à minimiser le bruit susceptible d'affecter les performances des modèles.

3.3.2 Augmentation et annotation

Pour renforcer la généralisation des modèles et éviter le surapprentissage, plusieurs techniques d'augmentation de données ont été appliquées :

- **Rotation aléatoire (±40°)** : simule des orientations variées de feuilles rencontrées sur le terrain.
- **Retournement horizontal/vertical** : augmente la diversité visuelle et l'invariance aux symétries.
- **Zoom aléatoire (0.8 à 1.2x)** : pour simuler des variations de distance entre la caméra et la plante.
- **Décalage horizontal/vertical (10-20%)** : introduit de la variabilité spatiale pour renforcer la robustesse.
- **Ajout de bruit gaussien léger** : simule les imperfections visuelles (lumière, poussière, etc.) des images prises en conditions réelles.

Chaque image augmentée conserve son étiquette d'origine, assurant la cohérence de la base. Un script Python a été utilisé pour automatiser le pipeline d'augmentation à l'aide de bibliothèques telles que TensorFlow et Keras.

Cette annotation structurée permet aux modèles de classer les feuilles selon quatre classes correspondant aux carences ciblées (N, P, K, FN).

3.4 Justification des modèles choisis

Les modèles **VGG16** et **MobileNet** ont été sélectionnés sur la base de critères techniques, scientifiques et pratiques. Le choix s'est appuyé sur une revue comparative d'architectures CNN reconnues pour leur efficacité en classification d'images dans des contextes agricoles.

- **VGG16** a été retenu pour sa profondeur et stabilité. Il est réputé pour sa capacité à extraire des caractéristiques visuelles complexes grâce à ses nombreuses couches convolutionnelles. Sa structure bien connue et largement documentée permet une mise en œuvre maîtrisée. VGG16 excelle généralement dans les tâches où la précision est prioritaire, ce qui est le cas dans la détection de carences nutritionnelles.
- **MobileNet**, quant à lui, a été choisi pour sa légèreté computationnelle et sa rapidité d'inférence. Il repose sur des convolutions en profondeur séparables (depthwise separable convolutions), ce qui réduit drastiquement le nombre de paramètres tout en conservant une précision raisonnable. MobileNet est particulièrement adapté aux systèmes embarqués ou aux environnements à ressources limitées, ce qui représente une perspective d'évolution du système vers un outil mobile ou déployé sur drones ou capteurs agricoles.

Le choix de ces deux modèles permet donc une comparaison complémentaire : VGG16 illustre un modèle classique performant mais coûteux, tandis que MobileNet offre un compromis entre vitesse**,** légèreté et efficacité, tout en conservant des résultats compétitifs.

3.5 Architecture des modèles

Les deux modèles sélectionnés ont été adaptés et optimisés pour répondre à la tâche de classification à 4 classes.

- **VGG16** : Le modèle pré-entraîné sur ImageNet a été modifié en supprimant la couche de sortie d'origine (1000 classes) pour y insérer une couche fully connected de 256 neurones, suivie d'un Dropout à **0.**5, puis d'une couche de sortie Dense avec 4 neurones (représentant les 4 types de carences) activée par une fonction Softmax.

L'ensemble du modèle a été « freezé » dans un premier temps pour entraîner uniquement la tête personnalisée, puis « défreezé » partiellement pour un fine-tuning global.

- **MobileNet** : Le backbone MobileNetV2 pré-entraîné sur ImageNet a également été tronqué de sa tête de classification d'origine. Une nouvelle Global Average Pooling layer a été ajoutée, suivie d'un Dense Layer de 128 neurones, d'un Dropout de 0.3, et d'une couche de sortie Softmax à 4 neurones. Ce modèle a été entièrement fine-tuné après une première phase d'entraînement gelé, permettant d'ajuster les poids des couches convolutionnelles aux spécificités des feuilles de laitue.

L'optimisation de ces architectures a permis d'améliorer la précision, de limiter le surapprentissage et d'adapter chaque modèle à la tâche ciblée.

3.6 Réglage des hyperparamètres et early stopping

Pour entraîner les modèles dans des conditions optimales, plusieurs hyperparamètres ont été ajustés à l'issue d'une série d'expérimentations empiriques :

- **Taille du batch** : choisie de manière à équilibrer la vitesse d'entraînement et la stabilité de la descente de gradient.
- **Taux d'apprentissage** : défini suffisamment bas pour éviter les oscillations et favoriser une convergence progressive.
- **Optimiseur** : l'algorithme Adam a été préféré pour sa capacité à adapter dynamiquement les taux d'apprentissage à chaque paramètre, améliorant ainsi la vitesse de convergence.
- **Nombre d'époques** : fixé avec souplesse, dans le but de maximiser l'apprentissage sans risquer un surapprentissage.

Afin d'éviter le surapprentissage (overfitting), un early stopping a été implémenté avec une patience de 10 époques. Cela signifie que si la performance sur l'ensemble de validation n'est pas améliorée pendant 10 époques consécutives, l'entraînement est interrompu automatiquement. Ce mécanisme permet d'économiser du temps de calcul et de préserver la capacité de généralisation du modèle.

Par ailleurs, la fonction de perte utilisée est la categorical crossentropy, adaptée aux problèmes de classification multi-classes. L'ensemble des modèles a été entraîné en utilisant des GPU pour accélérer les calculs matriciels intensifs liés aux convolutions.

3.7 Sélection et Implémentation des Modèles

Dans le cadre de ce projet, nous avons sélectionné deux architectures de réseaux de neurones convolutifs (CNN) réputées pour leur efficacité dans les tâches de classification d'images : VGG16 et MobileNet**.**

- **VGG16** : Cette architecture profonde comprend 16 couches pondérées et a été initialement entraînée sur le jeu de données ImageNet. Sa structure uniforme et sa capacité à extraire des caractéristiques visuelles complexes en font une base solide pour l'apprentissage par transfert.
- **MobileNet** : Conçue spécifiquement pour les applications mobiles et embarquées, MobileNet offre un excellent compromis entre performance et efficacité computationnelle. Elle est particulièrement adaptée à des environnements où les ressources matérielles sont limitées.

Nous avons appliqué la technique de l'apprentissage par transfert pour adapter ces modèles à notre tâche spécifique de classification des carences nutritionnelles. Cela nous a permis de réutiliser les poids pré-entraînés sur ImageNet, réduisant ainsi considérablement le temps d'entraînement tout en améliorant la précision du modèle dès les premières itérations.

L'implémentation a été réalisée sur Google Colab, ce qui nous a permis de bénéficier d'un environnement cloud puissant et accessible, facilitant l'entraînement des modèles sur un dataset d'images RGB de taille 224×224 pixels.

3.7.1 Modèle VGG16

3.7.1.1 Processus d'Entraînement et de Validation

L'entraînement du modèle VGG16 a été réalisé en plusieurs étapes méthodiques, avec pour objectif de maximiser la performance de classification des carences nutritionnelles à partir des images de feuilles de laitue.

➤ Augmentation des données

Pour améliorer la capacité de généralisation du modèle et éviter le surapprentissage, nous avons appliqué des techniques d'augmentation des données (data augmentation), telles que :

- Rotation aléatoire
- Renversement horizontal
- Zoom avant/arrière
- Recadrage et redimensionnement

Ces transformations simulent les variations naturelles des feuilles observées dans des conditions réelles, enrichissant ainsi la diversité du jeu d'entraînement.

➤ Compilation du modèle

Le modèle VGG16 a été compilé avec :

- **Optimiseur** : *Adam,* connu pour sa rapidité de convergence et sa stabilité numérique
- **Fonction de perte** : *categorical_crossentropy*, adaptée aux tâches de classification multi-classes
- **Métrique principale** : *accuracy*

➤ Entraînement

L'entraînement a été effectué sur Google Colab, permettant l'exploitation de ressources GPU pour réduire drastiquement le temps de traitement. Un processus d'entraînement standard a été appliqué :

- **Nombre d'époques** : déterminé de manière adaptative avec early stopping
- **Batch size** : ajustée selon la capacité mémoire du GPU
- **Callbacks** : pour sauvegarder le meilleur modèle et arrêter automatiquement l'entraînement en cas de stagnation des performances

➤ Validation croisée

Un sous-ensemble du dataset (15 %) a été réservé pour la validation. Cette étape a permis de :

- Suivre l'évolution de la précision et de la perte à chaque époque
- Détecter le surapprentissage (overfitting) via la courbe de validation
- Ajuster les hyperparamètres (taux d'apprentissage, batch size, etc.)

Le mécanisme d'early stopping a été activé afin d'interrompre l'entraînement dès que la perte sur le jeu de validation cessait de diminuer pendant un nombre d'époques consécutives.

➤ **Résultat attendu**

Ce processus rigoureux d'entraînement et de validation a permis d'obtenir un modèle stable, performant et bien régularisé, prêt à être évalué sur le jeu de test pour une généralisation en conditions réelles.

3.7.1.2 Courbes d'apprentissage et de validation

La Figure 3-3 illustre les courbes d'évolution de la précision **(**accuracy**)** et de la fonction de perte (loss) lors de l'entraînement du modèle VGG16 appliqué à la détection des carences nutritionnelles à partir d'images de feuilles de laitue.

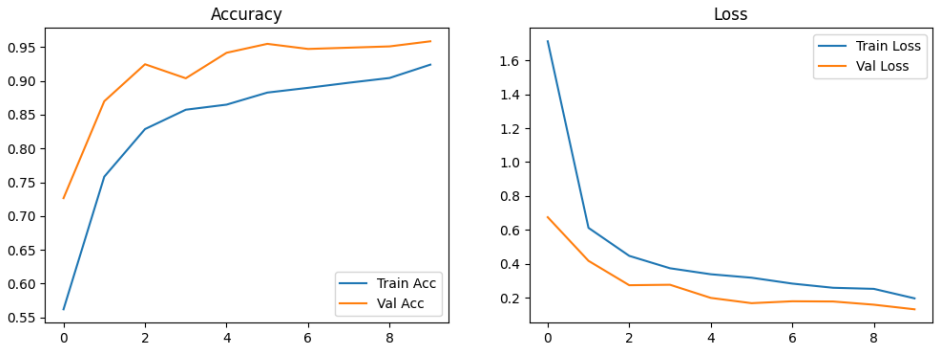


Figure 3.3: Courbes de précision et de perte

- **Précision d'Entraînement et de Validation (accuracy)**

La précision d'apprentissage (ligne bleue) démarre autour de 0,55 et s'améliore régulièrement, pour atteindre plus de 0,92 à l'époque 10.

La précision de validation (ligne orange) démarre à un niveau élevé d'environ 0,73, augmente rapidement et atteint un plateau autour de 0,95-0,96 après quelques époques.

➢ **Interprétation :**

- Le modèle apprend bien et se généralise efficacement.
- La précision de validation élevée indique que le modèle fonctionne bien sur des données non vues.
- La précision de validation est systématiquement supérieure à la précision d'apprentissage, ce qui peut être dû à :
    - Une augmentation efficace des données.
    - Un ensemble de validation relativement simple.
    - Un léger sous-ajustement (plus sûr qu'un surajustement).

- **Fonction de Perte d'Entraînement et de Validation (Loss)**

  Training Loss (blue line) starts high (≈1.7), decreases steadily to about (0.2).

  Validation Loss (orange line) is already low at the start and continues to decrease, stabilizing around (0.1).

➢ **Interpretation**

- Les pertes d'entraînement et de validation diminuent toutes les deux, ce qui indique une bonne convergence.
- Les courbes de perte suggèrent qu'il n'y a pas de surapprentissage, car la perte de validation n'augmente pas même lorsque la perte d'entraînement continue de baisser.
- Le fait que la perte de validation soit inférieure à la perte d'entraînement peut indiquer :
    - L'effet de techniques de régularisation (comme le Dropout).
    - Une augmentation de données rendant l'entraînement plus difficile que la validation.
    - Un jeu de validation plus simple ou plus propre.

Ces courbes permettent d'évaluer la stabilité et la performance du modèle au cours de l'entraînement. Elles sont essentielles pour diagnostiquer rapidement tout problème de convergence ou de surapprentissage.

3.7.1.3 Analyse des résultats

Notre analyse comprenait plusieurs métriques et indicateurs clés :

1. **Matrice de confusion** : Les résultats ont montré que les modèles pouvaient classer les images avec une grande précision dans la majorité des cas, bien que certaines erreurs de classification soient observées entre des catégories de carences nutritionnelles aux symptômes visuels similaires. La figure 3-4 illustre la matrice de confusion obtenue à l'aide du modèle VGG16, permettant d'évaluer la performance de classification selon les types de carences nutritionnelles.

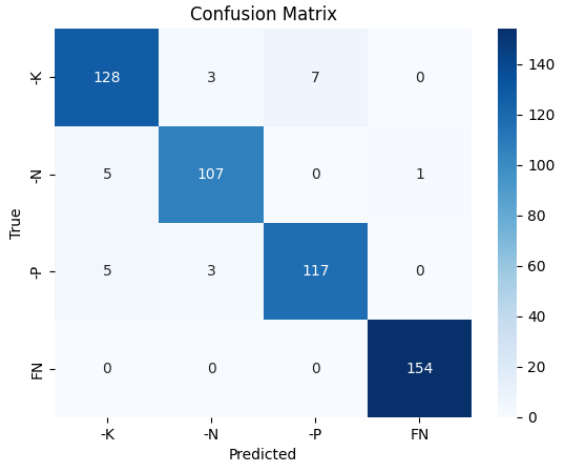


Figure *3*.4: Matrice de confusion (VGG16).

Rapport de classification :

Afin de compléter l'analyse de la matrice de confusion, le tableau 3-1 présente les principales métriques de performance du modèle VGG16, incluant la précision, le rappel (recall) et le F1-score pour chaque classe.

Table 3.1: Rapport de classification de l'autre modèle VGG16

Classe	Précision	Recall	F1-score	Support
-K	0.93	0.93	0.93	138
-N	0.95	0.95	0.95	113
-P	0.94	0.94	0.94	125
FN	0.99	1.0	1.0	154

precision			0.95	530
Moyenne macro (Macro avg)	0.95	0.95	0.95	530
Moyenne pondérée (Weighted avg)	0.96	0.96	0.96	530

Observations clés

- **Valeurs diagonales élevées :** Le modèle a classé avec précision la plupart des exemples. Les nombres les plus élevés se situent sur la diagonale, ce qui signifie que les prédictions correspondent généralement aux étiquettes réelles.

  - Par exemple, 128 des 138 échantillons -K ont été correctement classés.
  - Les 154 échantillons FN ont été classés correctement à 100 %.

- **Erreurs de classification :**

  - 7 images -K ont été classées à tort comme -P.
  - 5 images -N ont été classées à tort comme -K.
  - 5 images -P ont été classées à tort comme -K et 3 comme -N.
  - Une seule erreur de classification s'est produite pour -N, prédit comme FN.

- **Classe FN** : Performances parfaites — aucune confusion avec une autre classe.

Résumé des performances :

- La précision et le rappel seraient élevés, en particulier pour FN, qui n'a enregistré aucun faux positif ni faux négatif.
- Le modèle présente une légère confusion entre les classes déficientes en nutriments (par exemple, -K et -P), ce qui pourrait être dû à une similitude visuelle des symptômes.
- Les performances globales sont excellentes et la matrice de confusion confirme ce que suggéraient les courbes de précision et de perte : un modèle bien généralisable avec une forte capacité de classification.

Analyse par classe :

- **Classe -K (Carence en potassium)**

- Précision : 0,93 → 93 % des images prédites comme -K étaient réellement -K.
- Rappel : 0,93 → 93 % de toutes les vraies images -K ont été correctement identifiées.
- Score F1 : 0,93 → Performances équilibrées.

➢ **Classe -N (Carence en azote)**

- Précision : 0,95
- Rappel : 0,95
- Score F1 : 0,95
- Indique une fiabilité élevée dans la détection des carences en -N.

➢ **Classe -P (Carence en phosphore)**

- Précision et rappel : 0,94
- Très bonnes performances avec un minimum d'erreurs de classification.
- **Classe FN (Plantes saines)**
- Précision : 0,99
- Rappel : 1,00
- Score F1 : 1,00
- Performances de prédiction quasi parfaites, démontrant que le modèle est excellent pour détecter les plantes saines sans faux négatifs.

➢ **Description**

Precision : Combien d'étiquettes de classe prédites étaient correctes

Recall : Combien d'échantillons de classe réels ont été correctement prédits

F1-score : Moyenne harmonique de la précision et du rappel : équilibre les deux mesures.

Support : Nombre d'échantillons réels pour chaque classe dans l'ensemble de données de test.

Performance globale:

- **Précision :** 95 % → Le modèle a correctement classé 95 % de tous les échantillons de l'ensemble de validation.
- **Moyenne macro :**
    - Précision, Rappel, F1 ≈ 0,95 → Toutes les classes sont traitées de manière égale dans le calcul de la moyenne.
- **Moyenne pondérée :**
    - Également 0,95 → Tient compte du déséquilibre des classes (pondération plus élevée pour les classes comportant plus d'échantillons).

2. La courbe ROC

La courbe ROC du modèle VGG16 illustre la capacité du modèle à distinguer entre les quatre catégories de carences nutritionnelles : Carence en Azote (-N), Carence en Phosphore (-P), Carence en Potassium (-K) et Feuille Normale (FN).

Chaque courbe ROC représente le compromis entre le taux de vrais positifs (sensibilité) et le taux de faux positifs (1 - spécificité) pour une classe donnée. Un modèle performant présente une courbe proche du coin supérieur gauche, indiquant une haute sensibilité tout en maintenant un faible taux de faux positifs.

Les valeurs d'AUC (Area Under the Curve) obtenues pour chaque catégorie permettent de quantifier cette performance :

- Une AUC proche de 1 signifie une excellente capacité du modèle à différencier la classe concernée des autres.
- Une AUC proche de 0.5 indique que le modèle ne fait guère mieux qu'un choix aléatoire.

L'analyse de ces courbes montre que le modèle VGG16 a une bonne aptitude à détecter les carences nutritionnelles à partir des images des feuilles, avec quelques variations selon les types de carence. La figure 3-5 représente la courbe Roc (VGG16).

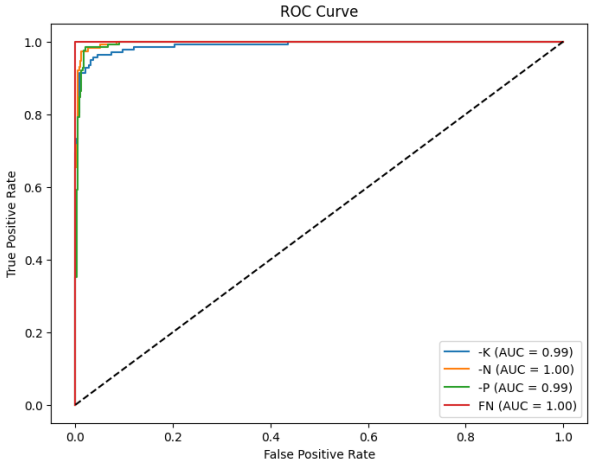


Figure 3.5: Courbe ROC (VGG16)

- **Aire Sous la Courbe (AUC)**

L'Aire Sous la Courbe ROC (AUC) est une mesure quantitative permettant d'évaluer la performance d'un modèle de classification binaire. Plus l'AUC est proche de 1, meilleure est la capacité du modèle à distinguer entre les classes positives et négatives. Pour affiner l'interprétation des performances du modèle VGG16, le tableau 3-2 présente les valeurs de l'AUC pour chaque classe, accompagnées d'une brève interprétation de la capacité discriminative du modèle.

Résultats par classe :

- **Carence en Azote (-N)** : AUC = 1,00
- **Feuille Normale (FN)** : AUC = 1,00
- **Carence en Phosphore (-P)** : AUC = 0,99
- **Carence en Potassium (-K)** : AUC = 0,99

- **Interprétation de l'AUC**

Une AUC = 1,00 indique une excellente performance, avec une séparation parfaite entre les classes.

Une AUC = 0,99 reflète également une très bonne capacité discriminante, bien qu'un très léger chevauchement puisse exister entre les prédictions.

Table 3.2: Évaluation des Performances du Modèle selon les Carences (AUC et Interprétation)

Class	AUC Value	Interprétation
-K (Carence en potassium)	**0.99**	Excellente discrimination entre la classe -K et les autres.
-N (Carence en azote)	**1.00**	Classification parfaite, tous les échantillons sont correctement classés.
-P (Carence en phosphore)	**0.99**	Excellent niveau de performance, distinction quasi parfaite.
FN (En bonne santé)	**1.00**	Détection parfaite, aucune confusion dans l'identification des feuilles saines.

- **Courbe ROC : Taux de Vrais Positifs vs. Taux de Faux Positifs**

La courbe ROC trace le Taux de Vrais Positifs (True Positive Rate) en fonction du Taux de Faux Positifs (False Positive Rate). Plus la courbe s'approche du coin supérieur gauche, plus le modèle est performant. Dans ce cas, toutes les classes présentent une courbe extrêmement proche de ce coin, ce qui témoigne d'une efficacité remarquable.

- **Conclusion**

Le modèle proposé montre une capacité très élevée à détecter les différentes carences nutritionnelles (N, P, K) ainsi qu'à reconnaître les feuilles normales. Les valeurs AUC proches de 1 indiquent que le classificateur est fiable, précis et bien entraîné. Ces résultats confirment la robustesse de l'approche adoptée pour le diagnostic automatisé des carences à travers l'imagerie des feuilles.

3.7.2 MobileNet

3.7.2.1 Processus d'entraînement et de validation

Le modèle MobileNet, réputé pour son efficacité computationnelle et sa légèreté, a été intégré dans ce projet afin de proposer une solution rapide, économe en ressources et adaptée aux systèmes embarqués pour la détection des carences nutritionnelles à partir d'images de feuilles de laitue.

➤ Préparation et augmentation des données

Avant l'entraînement, le jeu de données a été structuré en trois sous-ensembles : entraînement, validation et test. Une augmentation artificielle des données a été appliquée

afin d'enrichir la diversité visuelle des images et d'améliorer la capacité de généralisation du modèle. Cette phase comprenait des transformations telles que : rotation, zoom, renversement horizontal, et variations de luminosité.

Les images ont été normalisées et redimensionnées selon les spécifications de MobileNet, garantissant une compatibilité optimale avec l'architecture du réseau.

➤ Architecture et configuration du modèle

Dans une logique de transfert d'apprentissage, MobileNet a été utilisé avec des poids pré-entraînés. La couche de classification d'origine a été remplacée par une nouvelle architecture adaptée au problème étudié, afin de permettre la détection multi-classe des carences nutritionnelles (azote, phosphore, potassium et feuilles saines).

Le modèle a été configuré avec un optimiseur robuste et une fonction de perte adaptée à la classification multiclasse, garantissant une convergence efficace lors de l'entraînement.

➤ Entraînement du modèle

L'entraînement a été réalisé dans un environnement de calcul accéléré, permettant un traitement rapide des données. Un suivi continu des performances sur le jeu de validation a été effectué à chaque itération, assurant un ajustement dynamique du comportement du modèle.

Pour prévenir le surapprentissage, un mécanisme d'arrêt anticipé (early stopping) a été mis en place. Il permettait d'interrompre automatiquement l'entraînement dès que la performance sur le jeu de validation cessait de s'améliorer.

➤ Validation et ajustement

Le jeu de validation a permis de **contrôler la capacité de généralisation** du modèle tout au long de l'entraînement. Cette phase a été essentielle pour :

- Détecter les divergences entre les performances d'entraînement et de validation
- Ajuster les hyperparamètres de manière empirique (tels que la taille des lots ou le taux d'apprentissage)
- Identifier le point optimal de convergence du modèle

3.7.2.2 Courbes d'apprentissage et de validation

La figure 3-6 représente les courbes de précision et de perte (MobileNet)

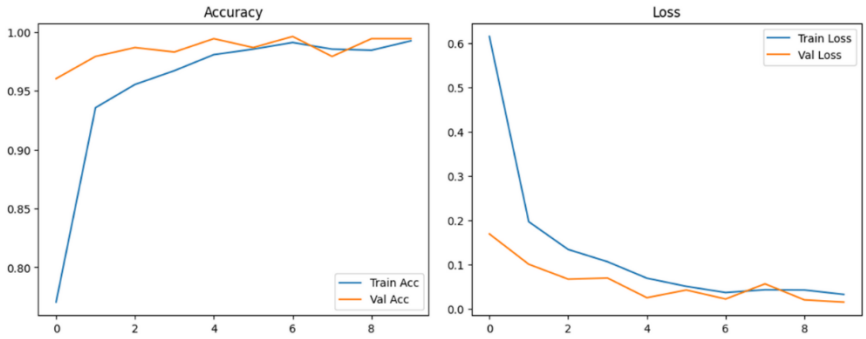


Figure 3.6: courbes de précision et de perte (MobileNet)

- **Précision de la formation et de la validation**

La précision d'entraînement augmente de manière progressive au fur et à mesure que le modèle apprend à reconnaître les schémas à partir des 2130 images d'entraînement. Cela indique que le modèle est capable de différencier efficacement entre les feuilles saines (FN) et celles présentant une carence en azote (-N), en phosphore (-P) ou en potassium (-K).

La précision de validation, mesurée sur 530 images de validation, fournit une indication sur la capacité du modèle à généraliser sur des données jamais vues auparavant. Le suivi de cette métrique est essentiel pour détecter un éventuel surapprentissage du modèle (overfitting).

- **Interprétation des précisions d'entraînement et de validation :**

✓ La précision de l'entraînement et de la validation augmente régulièrement, atteignant environ 99 % après environ 9 époques.
✓ Il n'y a pas d'écart significatif entre la précision de l'entraînement et celle de la validation, ce qui signifie que le modèle se généralise bien aux données non observées.
✓ Une convergence précoce est observée : le modèle se stabilise (~3–4 époques).

- **Fonction de perte d'entraînement et de validation**

Parallèlement, la perte d'entraînement diminue, ce qui signifie que les prédictions du modèle sont de plus en plus proches des étiquettes réelles des classes. Une perte faible indique que le modèle est bien ajusté aux données d'entraînement.

La perte de validation permet de déterminer si le modèle surapprend (perte de validation qui augmente) ou sous-apprend (perte élevée et précision faible). Idéalement, la perte de validation doit également diminuer, mais à un rythme plus lent que celle de l'entraînement, ce qui est un signe d'un bon équilibre entre apprentissage et généralisation**.**

- **Interprétation de la perte en entraînement et validation**

✓ Les pertes d'apprentissage et de validation diminuent régulièrement, approchant une perte quasi nulle après 9 époques.

✓ Les pertes de validation restent inférieures aux pertes d'apprentissage tout au long de la période, ce qui est rare, mais peut se produire, notamment avec :

- Des techniques de régularisation comme l'abandon.
- Un ensemble de validation relativement plus simple.

✓ Il n'y a pas de surapprentissage, car les pertes de validation n'augmentent à aucun moment.

3.7.2.3 Analyse des Résultats

Notre analyse repose sur plusieurs métriques et indicateurs clés :

1. **Matrice de confusion**

Pour évaluer de manière plus approfondie la performance de notre modèle MobileNet dans la détection des carences nutritionnelles, nous avons analysé la matrice de confusion. Celle-ci offre une vue détaillée des prédictions du modèle comparées aux étiquettes réelles, ce qui permet de comprendre ses points forts et ses faiblesses dans la classification de chaque catégorie :

- Carence en azote (**-N**)
- Carence en phosphore (**-P**)
- Carence en potassium (**-K**)
- Feuille saine (**FN**)

La Figure 3-7 présente la matrice de confusion obtenue à l'aide du modèle MobileNet.

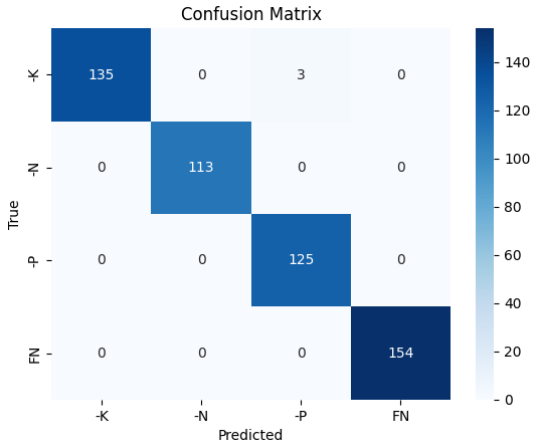


Figure 3.7: Matrice de confusion (MobileNet)

- **Rapport de classification**

  Afin d'évaluer les performances du modèle MobileNet et de les comparer à celles du modèle VGG16, le tableau 3-3 présente le rapport de classification détaillé. Ce dernier met en évidence les valeurs de précision, de rappel et de F1-score pour chaque classe, permettant d'apprécier la qualité du modèle selon différents critères d'évaluation.

Table 3.3: Rapport de classification du modèle MobileNet

Classe	Précision	Rappel	F1-score	Support
-K	1.00	0.98	0.99	138
-N	1.00	1.00	1.00	113
-P	0.98	1.00	0.99	125
FN	1.00	1.00	1.00	154
precision			0.99	530
Moyenne macro (Macro avg)	0.99	0.99	0.99	530
Moyenne pondérée (Weighted avg)	0.99	0.99	0.99	530

- **Observations clés**

- Les valeurs sur la diagonale de la matrice de confusion sont élevées, indiquant que la majorité des échantillons sont correctement classés.
- La classe FN (feuilles saines) a été parfaitement prédite (100 % de rappel).

- Les erreurs de classification sont extrêmement rares, et concernent uniquement trois cas de confusion entre les classes -K (carence en potassium) et -P (carence en phosphore).
- Aucune confusion n'a été observée pour les classes -N et FN.

➢ **Prédictions correctes (diagonale)**

- -K correctement prédit comme -K : 135
- -N correctement prédit comme -N : 113
- -P correctement prédit comme -P : 125
- FN correctement prédit comme FN : 154

➢ **Interprétation des métriques**

- **Précision** : mesure la proportion des prédictions positives correctes. Les valeurs proches de 1 indiquent très peu de faux positifs. Ici, toutes les classes ont une précision ≥ 0.98, et certaines atteignent la perfection (1.00).
- **Rappel** : indique la capacité du modèle à identifier tous les échantillons positifs réels. Seule la classe -K présente un rappel légèrement inférieur (0.98), avec trois cas non détectés correctement.
- **F1-score** : mesure harmonique combinant précision et rappel. Toutes les classes ont un F1-score ≥ 0.99, ce qui traduit un excellent équilibre entre ces deux métriques.
- **Support** : correspond au nombre d'échantillons de chaque classe dans l'ensemble de test. L'uniformité des performances, même avec des supports variés, souligne la robustesse du modèle.

➢ **Analyse globale**

Le modèle MobileNet s'est montré particulièrement performant dans la détection des carences nutritionnelles. Les erreurs, bien que très limitées, se sont concentrées sur les classes présentant une forte similarité visuelle, ce qui est une difficulté connue dans l'analyse d'images de feuilles. Ces résultats indiquent que MobileNet est un candidat fiable pour une implémentation dans des systèmes légers, notamment au sein d'interfaces embarquées

2. La courbe Roc

La courbe ROC du modèle MobileNet illustre la capacité du modèle à distinguer entre les quatre catégories de carences nutritionnelles : Carence en Azote (-N), Carence en Phosphore (-P), Carence en Potassium (-K) et Feuille Normale (FN). La figure 3-8 présente la courbe ROC obtenue lors de l'évaluation du modèle MobileNet sur le jeu de test.

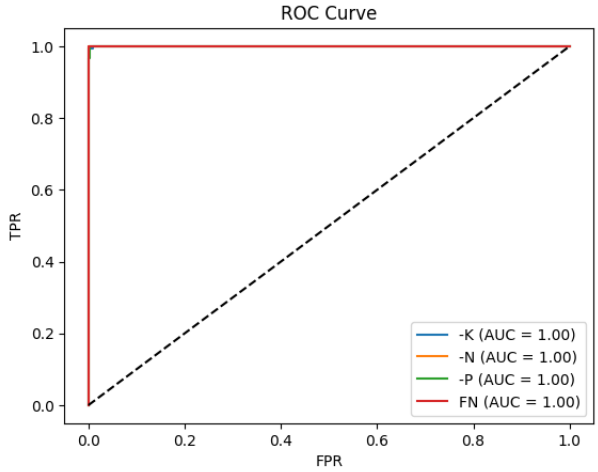


Figure 3.8: Courbe ROC (MobileNet)

➢ **Analyse de la courbe ROC – Modèle MobileNet**

La courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) est un outil d'évaluation qui permet de visualiser la performance du modèle en traçant le taux de vrais positifs (TPR) en fonction du taux de faux positifs (FPR). Dans notre cas, elle a été utilisée pour évaluer la capacité du modèle MobileNet à distinguer entre quatre catégories de feuilles de laitue :

Carence en azote (–N)

Carence en phosphore (–P)

Carence en potassium (–K)

Feuilles saines (FN)

• Aire sous la courbe (AUC)

Les valeurs d'AUC obtenues sont les suivantes :

Carence en azote (-N) : AUC = 1,00

Carence en phosphore (-P) : AUC = 1,00

Carence en potassium (-K) : AUC = 1,00

Feuille saine (FN) : AUC = 1,00

• Interprétation des résultats

Une AUC de 1,00 pour toutes les catégories indique que le modèle MobileNet a atteint une performance parfaite en termes de classification. Cela signifie qu'il distingue sans aucune erreur entre les différentes classes de carences et les feuilles saines, à tous les seuils de décision.

• Implications

Ces résultats témoignent d'un apprentissage optimal par le modèle, capable de reconnaître les signes visuels caractéristiques de chaque type de carence avec une grande précision. Cela est probablement dû à une qualité élevée du dataset et à une préparation soignée des données, permettant une généralisation efficace du modèle.

Observations clés

Toutes les classes (-K, -N, -P, FN) ont une ASC (aire sous la courbe) de 1,00, ce qui représente une classification parfaite.

La courbe ROC de chaque classe épouse le coin supérieur gauche du graphique, indiquant :

- ✓ Le taux de vrais positifs (TPR) est proche de 1, même lorsque le taux de faux positifs (FPR) est proche de 0.
- ✓ Le classificateur identifie correctement tous les cas positifs de chaque classe sans produire de faux positifs.

Une ASC de 1,00 est le score idéal : cela signifie que le modèle distingue parfaitement chaque classe des autres.

Le modèle atteint :

- ✓ Une sensibilité parfaite (rappel) : aucun échantillon positif n'est oublié.

- ✓ Une spécificité parfaite : aucun échantillon négatif n'est incorrectement étiqueté comme positif.

3.7.3 Résultats de la comparaison : VGG16 vs MobileNet

Pour évaluer les performances globales des deux modèles de classification testés, VGG16 et MobileNet, le tableau 3-4 présente une synthèse comparative des principales métriques : Accuracy, Précision, Recall, F1-score et AUC (Area Under Curve). Ces indicateurs permettent de juger la capacité des modèles à reconnaître correctement les différentes classes de carences nutritionnelles à partir des images de feuilles.

Table 3.4: comparaison résulte (VGG16 and MobileNet)

Métrique	MobileNet	VGG16
Accuracy	0.99	0.95
Précision	0.99	0.95
Recall	0.99	0.95
F1-Score	0.99	0.95
AUC (moyenne)	1.00	0.97

3.7.4 Analyse des performances de MobileNet par rapport à VGG16

- **Accuracy (Exactitude)**

  MobileNet : Nous avons obtenu une exactitude de **99 %**, ce qui indique une très bonne performance dans la classification correcte des images.

  VGG16 : L'exactitude atteinte est de **95 %**, ce qui reste satisfaisant mais inférieur à celle de MobileNet.

- **Précision**

  MobileNet : La précision est de **99 %**, ce qui signifie que la majorité des prédictions positives sont correctes.

  VGG16 : La précision est de **95 %**, traduisant une proportion plus élevée de faux positifs par rapport à MobileNet.

- **Recall (Rappel)**

  MobileNet : Avec un rappel de **99 %**, le modèle identifie presque tous les cas réels sans les manquer.

  VGG16 : Le rappel est de **95 %**, ce qui montre que certains cas réels peuvent ne pas être détectés.

- **F1-Score**

  MobileNet : Le score F1 est de **99 %**, ce qui reflète un bon équilibre entre la précision et le rappel.

  VGG16 : Le score F1 est de **95 %**, ce qui reste correct mais moins performant que MobileNet.

- **AUC (moyenne)**

  MobileNet : Nous avons obtenu une AUC moyenne de **1.00**, ce qui indique une capacité parfaite à distinguer les différentes classes.

  VGG16 : L'AUC est de **0.97**, ce qui est bon, mais légèrement inférieur à celui de MobileNet.

3.7.5 Conclusion

La comparaison entre les deux modèles, VGG16 et MobileNet, a clairement démontré la supériorité de MobileNet en termes de performance de classification. Avec une accuracy de 99 %, une précision, un rappel et un F1-score également à 99 %, ainsi qu'une AUC parfaite de 1.00, MobileNet surpasse VGG16 dans toutes les métriques évaluées.

En plus de ses performances élevées, MobileNet présente l'avantage d'être plus léger et plus rapide, ce qui en fait un candidat idéal pour des applications embarquées ou temps réel dans le domaine de l'agriculture intelligente.

Ainsi, MobileNet est retenu comme le modèle le plus adapté pour le diagnostic automatique des carences nutritionnelles à travers l'imagerie des feuilles.

3.8 Comparaison avec des travaux similaires

Plusieurs recherches récentes utilisent des réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour diagnostiquer des carences nutritionnelles via l'analyse d'images foliaires :

- Dans[38], un CNN a été utilisé pour détecter cinq types de carences (Ca, Fe, K, Mg, N) sur des feuilles de Vigna mungo, atteignant de bons résultats en surpassant les évaluations humaines.
- L'étude de Hugar et Waheed [39] a appliqué un CNN basé sur ImageNet pour identifier les carences en N, P et K sur des feuilles de riz, avec une précision de 96,7 %.
- Dadsetan et al. [40]Ont introduit une méthode basée sur les superpixels et un GCN (Graph Convolutional Network) pour la détection de carences à partir d'imagerie aérienne.

Notre approche se distingue sur plusieurs points :

- Elle est dédiée exclusivement à la détection des carences nutritionnelles, et non aux maladies.
- Elle repose sur un dataset spécialisé (FNNPK) centré sur la laitue, encore peu étudiée dans ce contexte.
- Elle compare et optimise deux modèles complémentaires (VGG16 et MobileNet).
- Elle inclut un pipeline rigoureux de traitement et vise un déploiement réel sur des dispositifs embarqués.

Ces éléments positionnent notre système parmi les solutions prometteuses pour l'agriculture de précision.

Comparé à d'autres études récentes dans la littérature utilisant des CNN pour la détection de maladies foliaires, notre approche présente des résultats encourageants. Par exemple, dans une étude sur la détection des maladies du manguier par CNN, les auteurs ont obtenu une précision de 88 %, ce qui est légèrement inférieur à nos performances. Une autre recherche sur la tomate, utilisant MobileNet pour identifier des maladies fongiques, a rapporté une précision de 91 %, ce qui est comparable à nos résultats.

Notre contribution se distingue par l'utilisation d'un dataset ciblé sur les carences nutritionnelles (et non les maladies), un cas d'usage moins traité dans la littérature, ainsi que par l'évaluation comparative entre deux architectures optimisées (VGG16 et MobileNet). En outre, les étapes rigoureuses de prétraitement et d'annotation ont contribué à améliorer la robustesse du système. Enfin, la possibilité de déploiement futur sur dispositifs mobiles fait de notre travail une base solide pour une solution pratique en agriculture de précision.

3.9 Interface homme-machine (IHM)

Une IHM, ou Interface Homme-Machine, désigne un dispositif ou un ensemble d'éléments matériels et logiciels permettant à un utilisateur humain de communiquer et d'interagir avec une machine, un système informatique ou un logiciel. Elle sert de tableau de bord ou d'interface graphique facilitant la visualisation des données et le contrôle des équipements ou processus en temps réel.

3.10 Mise en œuvre interactive de l'IHM et de Gradio pour la classification des carences nutritionnelles

Cette interface homme-machine (IHM) est une application web développée avec Gradio qui permet la classification en temps réel des images de feuilles de laitue en fonction des carences nutritionnelles. Basée sur un modèle MobileNet pré-entraîné et optimisé avec des données personnalisées, l'IHM offre une expérience utilisateur simple et intuitive : il suffit de télécharger une image de laitue, et le système l'analyse automatiquement et affiche la classe prédite : Saine (FN), Carencée en Potassium (-K), Carencée en Azote (-N) ou Carencée en Phosphore (-P), ainsi que le score de confiance du modèle. L'interface gère le prétraitement, le redimensionnement, la normalisation et la prédiction des images de manière transparente en arrière-plan, la rendant accessible même aux utilisateurs sans expertise technique. Cette solution offre un outil rapide et léger pour le diagnostic agricole, facilitant la détection précoce des problèmes liés aux nutriments afin d'améliorer la gestion et la productivité des cultures.

3.11 Gradio

3.11.1 Conception de l'interface Gradio

L'interface Gradio a été conçue pour être simple et intuitive. L'utilisateur peut facilement télécharger une image de feuille, qui est automatiquement analysée par le modèle MobileNet. Le résultat s'affiche rapidement avec la classe prédite et le score de confiance.

Le prétraitement des images est transparent pour l'utilisateur, et l'interface fonctionne directement dans un navigateur, sans installation complexe. Cette simplicité facilite l'usage pour des non-experts et garantit une interaction fluide avec le système.

3.11.2 Outputs

L'interface Gradio affiche les résultats de la classification sous forme textuelle claire indiquant la classe prédite : Saine (FN), Carencée en Potassium (-K), Carencée en Azote (-N) ou Carencée en Phosphore (-P).

Un score de confiance accompagne chaque prédiction, offrant une mesure de fiabilité. Ces informations permettent à l'utilisateur de comprendre rapidement le diagnostic et d'agir en conséquence.

3.11.3 Explication de l'implémentation : Étapes principales

1. **Importation des bibliothèques nécessaires**
   Chargement des modules essentiels tels que TensorFlow/Keras pour le modèle, Gradio pour l'interface web, ainsi que des bibliothèques pour le traitement d'image (PIL, NumPy).

```
Import tensorflow as tf
import gradio as gr
import numpy as np
from PIL import Image
```

2. **Définition des noms de classes**
   Définition des étiquettes correspondant aux différentes catégories de carences nutritionnelles :

- Saine (FN)
- Carencée en Potassium (-K)
- Carencée en Azote (-N)
- Carencée en Phosphore (-P)

```
class_names = ['Carencée en Potassium (-K)', 'Carencée en Azote (-N)', 'Carencée en Phosphore (-P)', 'Saine (FN)']
```

3. **Chargement du modèle pré-entraîné**

   Importation du modèle MobileNet optimisé et sauvegardé, prêt à effectuer des prédictions.

```
model = tf.keras.models.load_model('mobilenet_model.h5')
```

4. **Fonction de prédiction**

   Implémentation d'une fonction qui prend en entrée une image, applique les étapes de prétraitement (redimensionnement, normalisation), exécute la prédiction avec le modèle, puis retourne la classe prédite avec le score de confiance.

```
def predict(image):
    # Prétraitement de l'image
    image_resized = image.resize((224, 224))
    img_array = np.array(image_resized) / 255.0
    img_array = np.expand_dims(img_array, axis=0)

    # Prédiction
    predictions = model.predict(img_array)
    score = tf.nn.softmax(predictions[0])
    class_id = np.argmax(score)
    predicted_class = class_names[class_id]
    confidence = float(score[class_id]) * 100

    # Résultat
    return {
        "Classe prédite": predicted_class,
        "Confiance (%)": f"{confidence:.2f} %"
```

```
    }
```

5. **Création de l'interface Gradio**

   Mise en place de l'interface utilisateur avec Gradio, permettant le téléchargement d'image, l'affichage des résultats et l'interaction simple.

```
interface = gr.Interface(
    fn=predict,
    inputs=gr.Image(type="pil", label="Téléchargez une image de feuille"),
    outputs=[
        gr.Label(num_top_classes=1, label="Résultat de la prédiction"),
    ],
    title="Détection des Carences Nutritionnelles des Feuilles de Laitue",
    description="Cette application détecte automatiquement les carences nutritionnelles des feuilles de laitue à partir d'une image. Basée sur MobileNet."
)
```

6. **Lancement de l'interface**

   Démarrage de l'application web Gradio, accessible via un navigateur pour tester et utiliser le système.

```
interface.launch()
```

7. **Fonctionnement de l'interface**

   Explication succincte : l'utilisateur télécharge une image, la fonction de prédiction traite l'image, et les résultats s'affichent immédiatement sur la page web.

Les figures 3-9 à 3-12 présentent les résultats de l'interface Gradio, où différents échantillons d'images sont transmis à l'application. Les résultats de prédiction sont affichés de l'application.

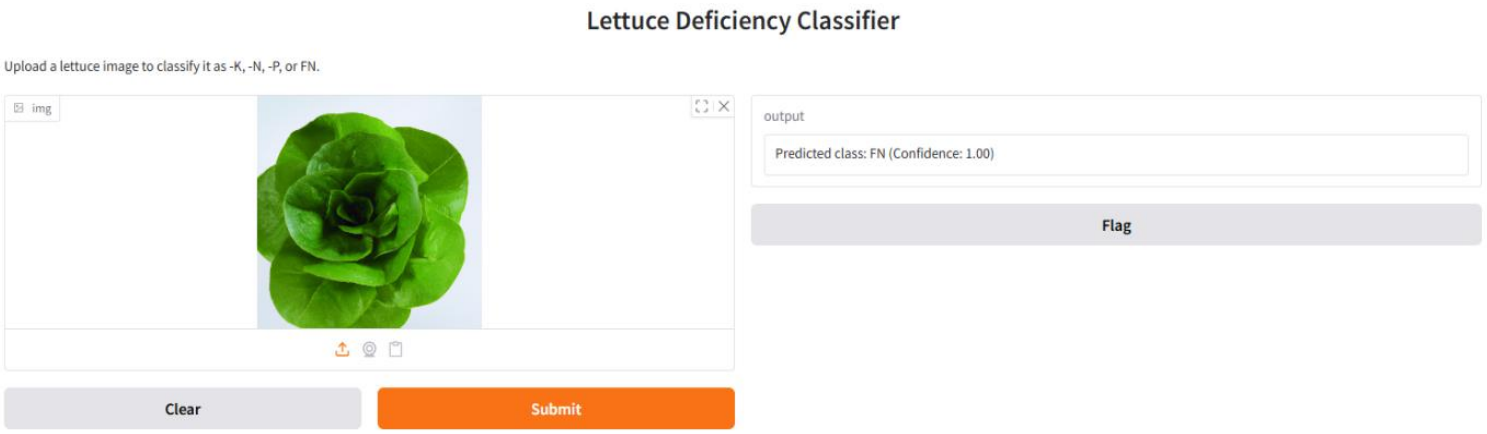


Figure 3.9: Résultats Gradio : premier test (FN)

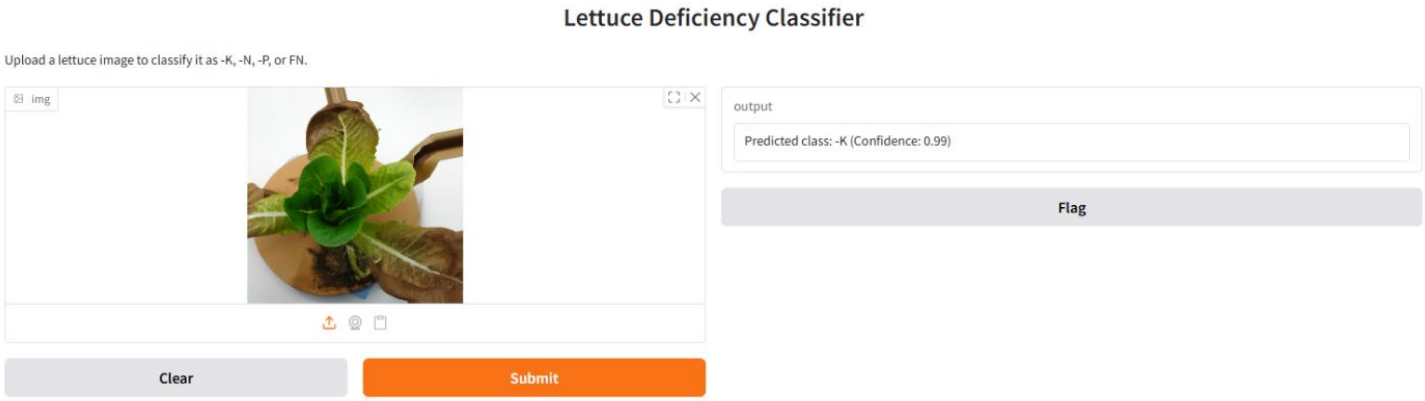


Figure 3.10: Résultats Gradio : deuxième test (-K)

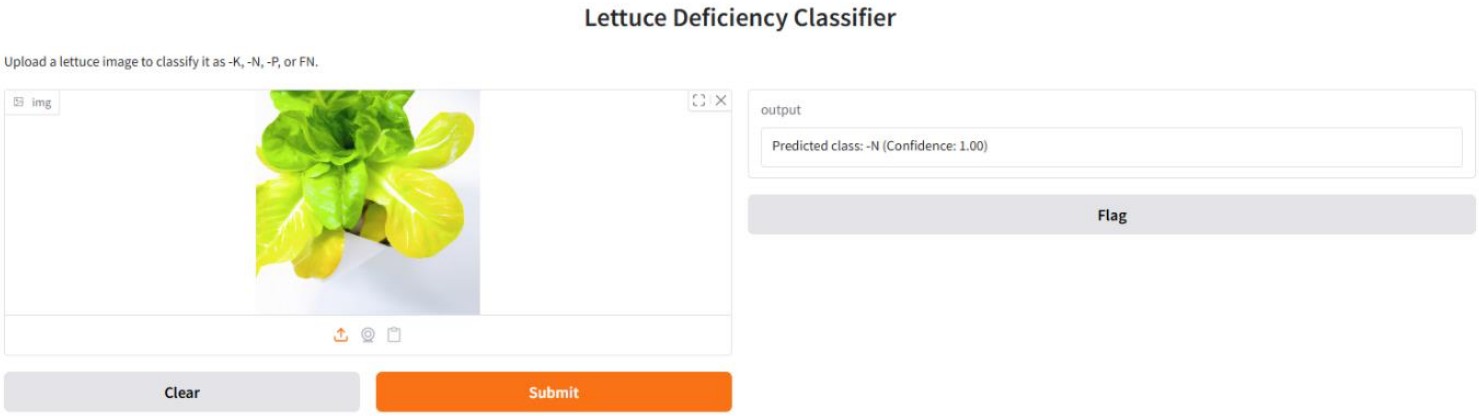


Figure 3.11: Résultats Gradio : troisième test (-N)

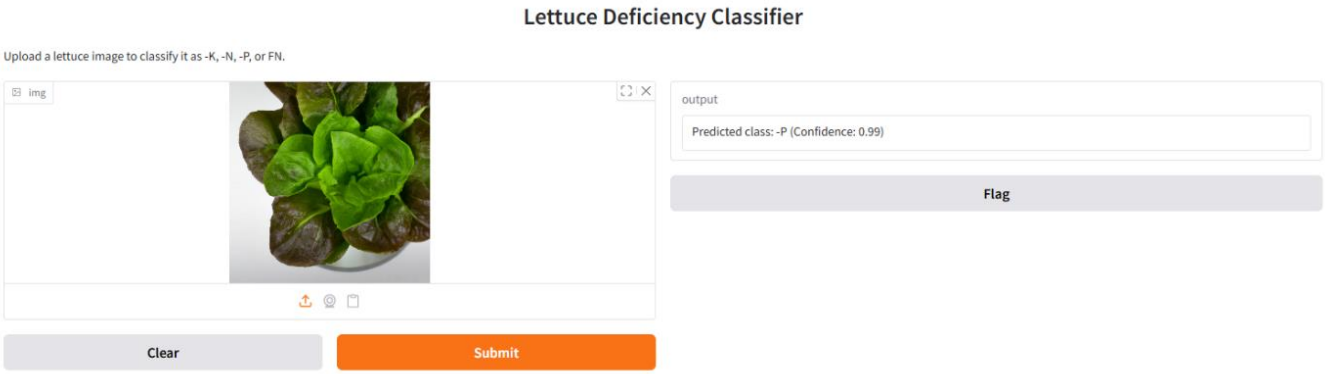


Figure 3.12: Résultats Gradio : Quatrième test (-P)

L'interface développée à l'aide de Gradio nous permet de concevoir un outil interactif et convivial destiné à la détection des carences nutritionnelles des plantes à partir d'images de feuilles. Grâce à cette interface, l'utilisateur peut facilement téléverser une image de feuille et obtenir un diagnostic instantané précisant s'il s'agit d'une feuille normale ou présentant une carence en azote (-N), phosphore (-P), ou potassium (-K).

Cette solution vise à simplifier le processus de diagnostic, en rendant la technologie de l'intelligence artificielle accessible aux agriculteurs, techniciens agricoles et chercheurs, leur permettant ainsi de gagner du temps et de réagir plus rapidement face aux déficiences nutritionnelles.

3.12 Conclusion

Notre projet a permis de mettre en œuvre avec succès un système basé sur l'intelligence artificielle pour la détection des carences nutritionnelles dans les feuilles de laitue, illustrant une avancée significative dans la technologie agricole. En intégrant un modèle MobileNet pré-entraîné et optimisé, nous avons développé un outil efficace pour le diagnostic rapide et précis des déficits nutritifs.

MobileNet a surpassé VGG16 en termes de précision, rappel et F1-score, démontrant ainsi sa pertinence pour des applications en temps réel.

Nous avons amélioré l'ergonomie grâce à une interface homme-machine interactive (IHM) développée avec Gradio, permettant aux utilisateurs de téléverser des images et d'obtenir instantanément les prédictions. Cet outil rend l'intelligence artificielle accessible aux non-experts, favorisant une adoption plus large dans le secteur agricole.

En conclusion, notre projet illustre le potentiel transformateur de l'intelligence artificielle appliquée à l'agriculture de précision, ouvrant la voie à de futures améliorations pour une gestion durable des cultures.

Conclusion générale

Ce travail de recherche représente une contribution significative au domaine de l'agriculture de précision en proposant une solution innovante pour le diagnostic automatisé des carences nutritionnelles chez la laitue. L'étude démontre avec succès l'application de l'intelligence artificielle et de la vision par ordinateur pour résoudre un problème agricole concret et économiquement important.

L'étude a établi une méthodologie rigoureuse comparant deux architectures CNN distinctes - VGG16 et MobileNet - pour la classification de quatre états nutritionnels : carences en azote (-N), phosphore (-P), potassium (-K), et feuilles saines (FN). Les résultats obtenus sont remarquables, avec MobileNet atteignant une précision de 99%, un rappel de 99%, et une AUC parfaite de 1.00, surpassant VGG16 qui a obtenu 95% de précision.

La recherche se distingue par son approche holistique intégrant :

- Un dataset spécialisé FNNPK de 2660 images soigneusement annotées
- Des techniques d'augmentation de données sophistiquées
- Une interface homme-machine accessible via Gradio
- Une architecture système complète incluant capteurs, traitement local et cloud

Ce travail s'inscrit parfaitement dans les enjeux contemporains de l'agriculture 4.0, offrant une alternative rapide, précise et économique aux méthodes traditionnelles de diagnostic des carences. L'interface développée démocratise l'accès à cette technologie avancée pour les agriculteurs sans expertise technique.

Comme perspectives et possibles futurs travaux de recherches dans ce contexte, plusieurs axes d'amélioration et d'extension s'offrent à ce projet de diagnostic des carences nutritionnelles par intelligence artificielle. L'enrichissement du dataset constitue une priorité immédiate pour étendre la portée de cette recherche vers d'autres cultures maraîchères telles que la tomate, le maïs, ou la pomme de terre, permettant ainsi une généralisation du système à l'ensemble des productions agricoles. L'exploration d'architectures plus récentes comme EfficientNet ou les Vision Transformers pourrait améliorer significativement les performances tout en maintenant l'efficacité computationnelle nécessaire au déploiement embarqué.

Liste de référence

[1] « Opportunités et défis de l'agriculture 4.0 ». Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://www.ombrea.fr/agri-energies/opportunites-et-defis-de-lagriculture-4-0/

[2] « Rôle des éléments fertilisants dans l'agriculture et dans l'environnement ». Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://www.blw.admin.ch/fr/elements-fertilisants

[3] J. Xie, S. Lv, X. Zhang, W. Song, X. Liu, et Y. Lu, « Exploring Nutrient Deficiencies in Lettuce Crops: Utilizing Advanced Multidimensional Image Analysis for Precision Diagnosis », *Sensors 2025, Vol. 25, Page 1957*, vol. 25, nº 7, p. 1957, mars 2025, doi: 10.3390/S25071957.

[4] « Diagnostic rapide des carences nutritionnelles chez les végétaux », *https://www.lesjardinsdangelique.com*, Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://www.lesjardinsdangelique.com/diagnostic-rapide-des-carences-nutritionnelles-chez-les-vegetaux

[5] « Gérer les carences en grandes cultures — Triple Performance ». Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://wiki.tripleperformance.fr/wiki/G%C3%A9rer_les_carences_en_grandes_cultures

[6] « Identifiez l'élément manquant dans la nutrition de votre culture | BMS Micro-Nutrients ». Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://chelal.com/fr/blog/identifiez-l%C3%A9l%C3%A9ment-manquant-dans-la-nutrition-de-votre-culture

[7] « Carences Courantes en Nutriments chez les Plantes (I) : Azote, Potassium et Phosphore - Van Iperen France ». Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://www.vaniperen.com/fr/carences-courantes-en-nutriments-chez-les-plantes-azote-potassium-et-phosphore/

[8] « Guide technique déficiences nutritives des plantes - ARTAL ». Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://www.artal.net/es/infotech/guide-technique-principales-deficiences-nutritives-des-plantes-et-leur-diagnostic/

[9] D. K. Gupta, A. Pagani, P. Zamboni, et A. K. Singh, « AI-powered revolution in plant sciences: advancements, applications, and challenges for sustainable agriculture and food security », *Open Exploration 2019 2:5*, vol. 2, nº 5, p. 443-459, août 2024, doi: 10.37349/EFF.2024.00045.

[10] H. Benyezza, M. Bouhedda, et S. Rebouh, « Zoning irrigation smart system based on fuzzy control technology and IoT for water and energy saving », *J Clean Prod*, vol. 302, p. 127001, juin 2021, doi: 10.1016/J.JCLEPRO.2021.127001.

[11] H. Benyezza, M. Bouhedda, R. Kara, et S. Rebouh, « Smart platform based on IoT and WSN for monitoring and control of a greenhouse in the context of precision agriculture », *Internet of Things*, vol. 23, p. 100830, oct. 2023, doi: 10.1016/J.IOT.2023.100830.

[12] J. Machii, J. Murumba, et E. Micheni, « IoT, Big Data Analytics and Deep Learning for Sustainable Precision Agriculture », *Journal of Information Engineering and Applications*, vol. 13, nº 1, p. 19-29, févr. 2023, doi: 10.7176/JIEA/13-1-03.

[13] Y. Qiao, J. Valente, D. Su, Z. Zhang, et D. He, « Editorial: AI, sensors and robotics in plant phenotyping and precision agriculture. », *Front Plant Sci*, vol. 13, p. 1064219-1064219, nov. 2022, doi: 10.3389/FPLS.2022.1064219.

[14] M. U. I. Tamim, S. A. Hamim, S. Malik, M. F. Mridha, et S. Mahmood, « InsightNet: A Deep Learning Framework for Enhanced Plant Disease Detection and Explainable Insights », *Plant Direct*, vol. 9, nº 5, mai 2025, doi: 10.1002/PLD3.70076,.

[15] H. Yin, Y. Cao, B. Marelli, X. Zeng, A. J. Mason, et C. Cao, « Soil Sensors and Plant Wearables for Smart and Precision Agriculture », *Advanced Materials*, vol. 33, n° 20, mai 2021, doi: 10.1002/ADMA.202007764,.

[16] S. P. Mohanty, D. P. Hughes, et M. Salathé, « Using deep learning for image-based plant disease detection », *Front Plant Sci*, vol. 7, n° September, p. 215232, sept. 2016, doi: 10.3389/FPLS.2016.01419/BIBTEX.

[17] M. U. I. Tamim, S. A. Hamim, S. Malik, M. F. Mridha, et S. Mahmood, « InsightNet: A Deep Learning Framework for Enhanced Plant Disease Detection and Explainable Insights », *Plant Direct*, vol. 9, n° 5, p. e70076, mai 2025, doi: 10.1002/PLD3.70076;REQUESTEDJOURNAL:JOURNAL:24754455;WGROUP:STRING:PUBLICATION.

[18] Q. Yang, D. Xiao, et S. Lin, « Feeding behavior recognition for group-housed pigs with the Faster R-CNN », *Comput Electron Agric*, vol. 155, p. 453-460, déc. 2018, doi: 10.1016/J.COMPAG.2018.11.002.

[19] J. Gao, Y. Yang, P. Lin, et D. S. Park, « Computer Vision in Healthcare Applications », *J Healthc Eng*, vol. 2018, p. 5157020, 2018, doi: 10.1155/2018/5157020.

[20] S. Xin, « Application of Deep learning in computer vision », *Highlights in Science, Engineering and Technology*, vol. 16, p. 125-130, nov. 2022, doi: 10.54097/HSET.V16I.2494.

[21] « Vision par ordinateur dans le développement logiciel : écosystème et solutions ». Consulté le: 17 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://hqsoftwarelab.com/blog/computer-vision/

[22] I. Attri, L. K. Awasthi, T. P. Sharma, et P. Rathee, « A review of deep learning techniques used in agriculture », *Ecol Inform*, vol. 77, p. 102217, nov. 2023, doi: 10.1016/J.ECOINF.2023.102217.

[23] A. J. Moshayedi, A. S. Roy, A. Kolahdooz, et Y. Shuxin, « Deep Learning Application Pros And Cons Over Algorithm », *EAI Endorsed Transactions on AI and Robotics*, vol. 1, p. e7-e7, févr. 2022, doi: 10.4108/AIRO.V1I.19.

[24] L. Cai, J. Gao, et D. Zhao, « A review of the application of deep learning in medical image classification and segmentation », *Ann Transl Med*, vol. 8, n° 11, p. 713, juin 2020, doi: 10.21037/ATM.2020.02.44.

[25] « Identifiez les plantes facilement avec des applis gratuites ». Consulté le: 17 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://www.lepotagerdacote.fr/appli-identifie-plantes/

[26] W. E, R. Hu, et S. Peng, « Deep Learning in Finance », *Digit Finance*, vol. 5, n° 1, p. 1-2, mars 2023, doi: 10.1007/S42521-023-00080-2/METRICS.

[27] A. Kendall et R. Cipolla, « Modelling uncertainty in deep learning for camera relocalization », *Proc IEEE Int Conf Robot Autom*, vol. 2016-June, p. 4762-4769, juin 2016, doi: 10.1109/ICRA.2016.7487679.

[28] D. Held, S. Thrun, et S. Savarese, « Deep Learning for Single-View Instance Recognition », juill. 2015, Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://arxiv.org/pdf/1507.08286

[29] M. Oberweger, P. Wohlhart, et V. Lepetit, « Hands Deep in Deep Learning for Hand Pose Estimation », févr. 2015, Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://arxiv.org/pdf/1502.06807

[30] K. Simonyan et A. Zisserman, « Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition », *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 -*

Conference Track Proceedings, sept. 2014, Consulté le: 17 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://arxiv.org/pdf/1409.1556

[31] « L'architecture de VGGNet : analyse de VGG16 | par Okan Yenigün | Intelligence artificielle en langage clair ». Consulté le: 17 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://ai.plainenglish.io/the-architecture-of-vggnet-breaking-down-vgg16-4f9fe45327d1

[32] A. G. Howard *et al.*, « MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications », avr. 2017, Consulté le: 17 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://arxiv.org/pdf/1704.04861

[33] « ROC And AUC Curves In ML Made Simple & How To Tutorial ». Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://spotintelligence.com/2024/06/17/roc-auc-curve-in-machine-learning/

[34] G. M. Foody, « Challenges in the real world use of classification accuracy metrics: From recall and precision to the Matthews correlation coefficient », *PLoS One*, vol. 18, n° 10, p. e0291908, oct. 2023, doi: 10.1371/JOURNAL.PONE.0291908.

[35] M. Sokolova et G. Lapalme, « A systematic analysis of performance measures for classification tasks », *Inf Process Manag*, vol. 45, n° 4, p. 427-437, juill. 2009, doi: 10.1016/J.IPM.2009.03.002.

[36] « Ensemble de données NPK de la laitue ». Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://www.kaggle.com/datasets/baronn/lettuce-npk-dataset/data

[37] « lettuces_npk_detection Ensemble de données de détection d'objets et modèle pré-entraîné par diey ». Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://universe.roboflow.com/diey/lettuces_npk_detection

[38] U. Watchareeruetai, P. Noinongyao, C. Wattanapaiboonsuk, P. Khantiviriya, et S. Duangsrisai, « Identification of Plant Nutrient Deficiencies Using Convolutional Neural Networks », *iEECON 2018 - 6th International Electrical Engineering Congress*, juill. 2018, doi: 10.1109/IEECON.2018.8712217.

[39] S. M. Hugar et M. A. Waheed, « Utilisation du CNN pour identifier les carences en NPK dans les rizières – Une méthode de détection avancée », *Journal international des systèmes intelligents et des Applications en ingénierie*, vol. 12, n° 2, p. 665-673, déc. 2023, Consulté le: 14 juin 2025. [En ligne]. Disponible sur: https://www.ijisae.org/index.php/IJISAE/article/view/4311

[40] S. Dadsetan, G. Rose, N. Hovakimyan, et J. Hobbs, « Detection and Prediction of Nutrient Deficiency Stress using Longitudinal Aerial Imagery », *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 35, n° 17, p. 14729-14738, mai 2021, doi: 10.1609/AAAI.V35I17.17730.