



الجمهورية الجزائرية الشعبية الديمقراطية



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Ecole Nationale Supérieure Agronomique

المدرسة الوطنية العليا للفلاحة

Département: Génie rural

القسم: الهندسة الريفية

Spécialité : Agriculture numérique

التخصص : الزراعة الرقمية

Mémoire De Fin D'études

Pour L'obtention Du Diplôme Master En Agriculture Numérique

## ***THEME***

**Classification automatique des espèces adventices pour destruction  
ciblée**

Présenté Par : **ARIBI Kheira Bochra Lamia**

Soutenu le 11 /12/2025

Devant le jury composé de :

**Mémoire dirigé par :**

**Dr. ETSOURI Salim**

MCA, ENSA

**Président (e) :**

**Dr. YACHI Abdelouahid**

MCB, ENSA

**Examineurs :**

**Dr. BOUDHAR Lies**

MCB, ENSA

# TABLE DES MATIERES

Dédicace .....	
Remerciements.....	
Table des matières .....	i
Liste des tableaux .....	i
Liste des figures .....	ii
Liste des abréviations .....	iv
INTRODUCTION GÉNÉRALE .....	1
<i>Synthèse bibliographique</i> .....	6
<i>Chapitre I : Contexte et problématique</i> .....	6
<b>Introduction</b> .....	6
<b>1. Les adventices</b> .....	6
<b>1.1 Notion d’adventices ou mauvaises herbes</b> .....	6
<b>1.2 Biologie des mauvaises herbes</b> .....	8
<b>1.2.1 Classification biologique</b> .....	8
<b>1.2.2 Cycle biologique des adventices</b> .....	8
<b>1.3 Impact des mauvaises herbes</b> .....	10
<b>1.3.1 Impact négative des mauvaises herbes</b> .....	10
<b>1.3.2 Impact positive des mauvaises herbes</b> .....	11
<b>1.3.3 Impact des caractéristiques biologiques sur les méthodes de destruction</b> .....	12
<b>1.4 Lutte contre les mauvaises herbes</b> .....	13
<b>1.4.1 Méthode préventive</b> .....	13
<b>1.4.2 Méthode culturale</b> .....	13
<b>1.4.3 Méthode biologique</b> .....	14
<b>1.4.4 Méthode physique</b> .....	14
<b>1.4.5 Méthode chimique</b> .....	15
<b>1.5 Approches technologiques innovantes</b> .....	15
<b>2. Problématique détailler</b> .....	16
<b>2.1 Limites des systèmes de détection « présence/absence »</b> .....	16
<b>Conclusion</b> .....	16

<i>Chapitre II : État de l'art sur l'intelligence artificielle appliquée à la classification des adventices</i> .....	18
Introduction .....	18
<b>1. L'intelligence artificielle et apprentissage automatique</b> .....	<b>19</b>
<b>1.1. Définition de l'IA</b> .....	<b>19</b>
<b>2. L'apprentissage automatique (Machine Learning)</b> .....	<b>20</b>
<b>2.1. Principes généraux</b> .....	<b>20</b>
<b>2.2. Fonctionnement du machine Learning</b> .....	<b>20</b>
<b>2.3. Les différents types d'apprentissage</b> .....	<b>21</b>
<b>2.3.1. Apprentissage supervisé</b> .....	<b>22</b>
<b>2.3.2. Apprentissage non supervisé</b> .....	<b>24</b>
<b>2.3.3. Apprentissage par renforcement</b> .....	<b>25</b>
<b>3. L'apprentissage profond (Deep Learning)</b> .....	<b>27</b>
<b>3.1. Notions de bases</b> .....	<b>28</b>
<b>3.1.1. Réseaux de neurones</b> .....	<b>28</b>
<b>3.1.2. Types des réseaux de neurones</b> .....	<b>29</b>
<b>3.1.2.1. Les réseaux de neurones récurrents RNN</b> .....	<b>29</b>
<b>3.1.2.2. Les réseaux de neurones convolutifs CNN</b> .....	<b>30</b>
<b>3.1.2.3. Les réseaux antagonistes génératifs GAN (Goodfellow et al., 2014)</b> .....	<b>30</b>
<b>3.2. Architectures profondes appliquées à l'agriculture</b> .....	<b>31</b>
<b>4. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et la vision par ordinateur</b> .....	<b>32</b>
<b>4.1. Acquisition et traitement d'images agricoles</b> .....	<b>32</b>
<b>4.1.1. Les satellites</b> .....	<b>33</b>
<b>4.1.2. La caméra</b> .....	<b>33</b>
<b>4.1.3. Les drones</b> .....	<b>33</b>
<b>4.1.4. L'utilisation des téléphones intelligents</b> .....	<b>34</b>
<b>4.2. Les réseaux de neurones convolutif</b> .....	<b>34</b>
<b>4.3. Les différentes couches de CNN</b> .....	<b>35</b>
<b>4.3.1. Couche de convolution</b> .....	<b>35</b>
<b>4.3.2. Couche de pooling</b> .....	<b>36</b>
<b>4.3.3. Couche entièrement connectée (Fully Connected Layer, FC)</b> .....	<b>36</b>

5.	Architectures de CNN.....	37
5.1.	Vision par ordinateur et algorithmes de détection.....	40
5.1.1.	La vision par ordinateur.....	40
6.	Revue bibliographique sur la détection d'adventices .....	42
6.1.	Méthodes classiques de segmentation et classification d'images .....	42
6.2.	Approches modernes basées sur le Deep Learning .....	43
7.	Verrous dans la classification des mauvaises herbes .....	45
	Conclusion.....	46
	<i>Chapitre I : Matériel et méthode</i> .....	49
1.	Contexte expérimental.....	49
2.	Environnement technique .....	51
2.1.	Langage de programmation : Python 3.12.....	51
2.2.	Framework .....	52
•	PyTorch.....	52
2.3.	Librairies.....	52
2.5.	Matériel utilisé.....	53
3.	Préparation des données.....	54
3.1.	Acquisition des images.....	54
3.2.	Prétraitement des données .....	56
3.3.	Augmentation des données .....	57
3.4.	Jeu de données final après augmentation .....	58
4.	Modélisation et architecture du réseau .....	60
4.1.	Choix du modèle.....	60
❖	ResNet-34 .....	60
❖	MobilNetV3-small .....	61
❖	EfficientNet-B0 .....	62
4.2.	Stratégie de transfert d'apprentissage .....	63
4.3.	Entraînement.....	63
4.3.1.	Entraînement du Modèle ResNet-34 .....	64
4.3.1.1.	Installation et importation.....	64

4.3.1.2. Préparation des données et configuration.....	64
4.3.1.3. Adaptation du modèle.....	65
4.3.1.4. Hyperparamètres d'entraînement.....	66
4.3.1.5. Suivi et sauvegarde du modèle.....	67
4.3.1.6. Validation et évaluation.....	67
4.3.2. Entraînement du Modèle EfficientNet-B0.....	68
4.3.2.1. Installation et importation.....	68
4.3.2.2. Accès aux données.....	68
4.3.2.3. Entraînement du modèle.....	69
4.3.2.4. Évaluation et validation.....	69
4.3.3. Entraînement du modèle MobileNetV3-Small.....	69
4.3.3.1. Installation et importation.....	70
4.3.3.2. Accès aux données.....	70
4.3.3.3. Entraînement du modèle.....	70
4.3.3.4. Évaluation et validation.....	71
Conclusion.....	71
<i>Chapitre II : Résultats et discussion.....</i>	73
Introduction.....	73
1. Métrique d'évaluation.....	73
1.1. Matrice de confusion.....	73
1.2. Accuracy.....	74
1.3. Précision (Precision).....	74
1.4. Rappel (Recall).....	74
1.5. F1-score.....	74
2. Résultats.....	74
➤ ResNet-34.....	74
1 Performance du modèle ResNet-34.....	74
2 Rapport de classification.....	76
➤ MobileNetV3-small.....	77
1 Performance du modèle MobileNetV3-small.....	77

2	<b>Rapport de classification .....</b>	<b>78</b>
➤	<b>EfficientNet-B0 .....</b>	<b>78</b>
1	<b>Performance du modèle EfficientNet-B0.....</b>	<b>78</b>
2	<b>Rapport de classification .....</b>	<b>80</b>
2.1.	<b>Comparaison des modèles pour la classification automatique des adventices .....</b>	<b>80</b>
2.2.	<b>Matrice de confusion.....</b>	<b>81</b>
2.3.	<b>Robustesse et généralisation.....</b>	<b>82</b>
2.3.1.	<b>Résultats sur corruptions artificielles.....</b>	<b>82</b>
2.3.2.	<b>Analyse <math>\Delta F1</math> .....</b>	<b>82</b>
2.4.	<b>Test et visualisation des résultats.....</b>	<b>83</b>
2.5.	<b>Explicabilité du modèle et visualisations Grad-CAM++ .....</b>	<b>84</b>
3.	<b>Discussion.....</b>	<b>86</b>
3.1.	<b>Interprétation des résultats .....</b>	<b>86</b>
3.2.	<b>Limitations de l'approche.....</b>	<b>87</b>
3.3.	<b>Perspectives et améliorations futures .....</b>	<b>87</b>
	<b>Conclusion .....</b>	<b>88</b>
	<b>CONCLUSION GÉNÉRALE.....</b>	<b>90</b>
	<b>Références Bibliographiques .....</b>	<b>92</b>

**Abstract:**

Weeds in agricultural fields in Algeria are one of the main factors reducing crop productivity and affecting crop quality. To address this issue, modern agriculture relies on precision agriculture and artificial intelligence techniques, allowing for more effective and accurate field management, whether through the reduction of chemical pesticide use or through targeted mechanical interventions.

This study aims to develop a system for classifying the most common weeds in Algeria using computer vision techniques and convolutional neural networks (CNNs). The system was trained on images of weeds at their early growth stages, enabling early and precise detection of targeted weeds, improving the efficiency of weeding operations and reducing agricultural costs.

In this context, our research aims to facilitate the classification of the main weed species present in agricultural fields in Algeria. Based on the experiments conducted, we developed a classification model using convolutional neural networks, capable of accurately identifying the type of weed among several species, thereby enabling optimized and targeted weed management strategies based on analyzed field images.

**Key Words:** precision agriculture, artificial intelligence, convolutional neural networks, weed classification, targeted weeding, Algeria

## **Résumé :**

Les mauvaises herbes dans les champs agricoles en Algérie constituent l'un des principaux facteurs réduisant la productivité des cultures et affectant leur qualité. Pour faire face à ce problème, l'agriculture moderne s'appuie sur l'agriculture de précision et les techniques d'intelligence artificielle, permettant une gestion plus efficace et précise des parcelles, que ce soit par la réduction de l'utilisation des pesticides chimiques ou par des interventions mécaniques ciblées.

Cette étude vise à développer un système de classification des mauvaises herbes les plus répandues en Algérie en utilisant des techniques de vision par ordinateur et des réseaux de neurones convolutifs. Le système a été entraîné sur des images de mauvaises herbes à leurs stades de développement précoce, permettant ainsi une détection précoce et précise des adventices ciblées, améliorant l'efficacité des opérations de désherbage et réduisant les coûts agricoles.

Dans ce contexte, nos recherches ont pour objectif de faciliter la classification des principales espèces de mauvaises herbes présentes dans les exploitations agricoles en Algérie. Grâce aux expériences menées, nous avons développé un modèle de classification basé sur les réseaux de neurones convolutifs, capable de déterminer avec une grande précision le type de mauvaise herbe parmi plusieurs espèces, permettant ainsi d'optimiser les stratégies de désherbage ciblées et efficaces à partir des images analysées des champs agricoles.

**Mots clés :** agriculture de précision, intelligence artificielle, réseaux de neurones convolutifs, classification des mauvaises herbes, désherbage ciblé, Algérie.

## الملخص

تُعدّ الأعشاب الضارة في الحقول الزراعية بالجزائر أحد أهم العوامل التي تؤدي إلى انخفاض إنتاجية المحاصيل وتدهور جودتها. ولمواجهة هذه المشكلة، تعتمد الزراعة الحديثة على تقنيات الزراعة الدقيقة والذكاء الاصطناعي، مما يسمح بإدارة أكثر فعالية ودقة للمزارع، سواء من خلال تقليل استعمال المبيدات الكيميائية أو عبر التدخلات الميكانيكية الموجهة

تهدف هذه الدراسة إلى تطوير نظام لتصنيف أكثر الأعشاب الضارة انتشاراً في الجزائر باستخدام تقنيات الرؤية الحاسوبية والشبكات العصبية الالتفافية. وقد تم تدريب النظام على صور للأعشاب الضارة في مراحلها المبكرة من النمو، مما يسمح بالكشف المبكر والدقيق لهذه الأنواع وتحسين فعالية عمليات إزالة الأعشاب وتقليل التكاليف الزراعية

وفي هذا الإطار، تهدف أبحاثنا إلى تسهيل عملية تصنيف الأنواع الرئيسية للأعشاب الضارة الموجودة في الاستغلالات الزراعية بالجزائر. ومن خلال التجارب المنجزة، قمنا بتطوير نموذج تصنيف يعتمد على الشبكات العصبية الالتفافية، قادر على تحديد نوع العشبة الضارة بدقة عالية بين عدة أصناف، مما يساهم في تحسين استراتيجيات إزالة الأعشاب بشكل موجه وفعال اعتماداً على صور الحقول الزراعية

## الكلمات المفتاحية

الزراعة الدقيقة، الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية الالتفافية، تصنيف الأعشاب الضارة، إزالة الأعشاب الموجهة، الجزائر