الجمهورية الجزائريـــة الديمقراطيـــة الشعبيـــة
République Algérienne Démocratique Et Populaire
وزارة التعليـم العالـي و البحـث العلمـي
Ministère De L'Enseignement Supérieur Et De La Recherche Scientifique
المدرسة الوطنية العليا للفلاحة الحراش – الجزائر
Ecole Nationale Supérieure Agronomique – El Harrach – Alger

قسم الهندسة الريفية
تخصص علوم و تقنيات تجهيزات الفلاحة

Département : Génie rural
Spécialité : Sciences et techniques des agroéquipements

Mémoire de fin d'étude

En vue de l'obtention du Diplôme de Master

THEME

Technological Advancements in Greenhouse Production: YOLO-Based Plant Recognition Under Greenhouse Conditions

Réaliser par: BOULARABI HOUDA RAHIL

Soutenu le : 04/07/2024

Devant le jury composé de :

Encadrant :	
M. LAABASSI Karim.	MCB, ENSA
Président de jury :	
M.ETSOURI Salim	MCA, ENSA
Examinateurs :	
M.BRAHIMI Mohamed.	MCB, ENSIA

Promotion 2020 – 2024

TABLE OF CONTENT

DEDICATION 3

ACKNOLOWLEDGMENTS 4

Table OF CONTENT 7

List of tables 10

List of figures 11

Abreviations List 12

GENERAL INTRODUCTION 14

CHAPTER I: PRESENTATION OF THE PLANTS: TOMATOES, EGGPLANTS, AND PEPPERS 18

1. INTRODUCTION 18

2. TOMATOES : 20

2.1. BOTANICAL CLASSIFICATION : 21

2.3. BOTANICAL DESCRIPTION : 21

3. PEPPERS : 23

3.1. BOTANICAL CLASSIFICATION: 23

3.3. BOTANICAL DESCRIPTION 23

4. EGGPLANTS : 25

4.1. BOTANICAL CLASSIFICATION: 25

4.2. BOTANICAL DESCRIPTION: 26

5. BBCH Scale for Solanaceous Vegetables : 29

6. CONCLUSION 30

OBJECT RECOGNITION AND IDENTIFICATION 31

CHAPTER II: OBJECT RECOGNITION AND IDENTIFICATION 32

1. INTRODUCTION 32

2. CONVENTIONAL CHARACTERIZATIONAL APPROCH (IPGRI) 33

2.1. MORPHOLOGICAL STUDY 33

3. DEFINITION OF ARTIFICIAL INTILLIGENCE 35

4. MACHINE LEARNING 36

5. DEEP LEARNING 37

5.1. CONCEPT 37

5.2. THE ARCHITECTURE OF DEEP LEARNING 37

5.3. ADVANTAGES AND DISADVANTAGES OF DEEP LEARNING 37

5.4. APPLICATION OF DEEP LEARNING 38

6. OBJECTS IN ARTIFICIAL INTILLIGENCE 39
6.1. DEFINITION OF AN OBJECT 39
6.2. OBJECT DETECTION 39
6.3. IMPORTANCE OF OBJECT DETECTION 40
6.4. PRINCIPLE OF OBJECT DETECTION 40
7. OBJECT DETECTION WITH YOLO V8 40
7.1. INTRODUCTION AND THE PRINCIPE OF YOLO 40
7.2. BENEFITS AND DRAWBACKS OF YOLO: 43
8. CONCLUSION 44
..... 45
MATERIALS AND METHODS 45
CHAPTER III: MATERIALS AND METHODS 46
1. INTRODUCTION 46
2. CROP INSTALLATION 46
3. BIOCLIMATOLOGY OF THE AREA 46
4. THE INSTALLATION SITE 47
5. AGRICULTURAL GREENHOUSE 47
5.1. PLANT MATERIAL 48
5.2. SOL PREPARATION 48
5.3. FERTILIZATION 48
5.4. IRRIGATION 49
5.5. MULCHING 49
5.6. PHYTOSANITARY TREATMENT 50
5.7. WEEDING 50
5.8. GREENHOUSE VENTILLATION 50
6. BUILDING THE OBJECT DETECTION SYSTEM 51
6.1. DATA Collection 51
6.2. IMAGE ACQUISATION PROCESS 52
6.3. PREPROCESSING OF DATA 55
6.4. DATA PREPARATION 56
6.5. IMAGE ANNOTATION USING LABELIMG APPLICATION 56
6.6. KAGGLE 58
6.7. PYTHON 58
7. DATA UPLOAD 59
7.1. EXPLANATION OF YOLO PARAMETERS 59

7.2. MODEL EVALUATION : 60
CHAPTER IV: RESULTS AND DISCUSSION 62
1. DATASET PREPARATION RESULTS 62
2. RESULTS VISUALISATION 63
BAR CHART OF INSTANCE COUNTS 66
BOUNDING BOX OVERLAY 66
SCATTER PLOT OF X AND Y COORDINATES 66
SCATTER PLOT OF WIDTH AND HEIGHT 67
TRAINING AND VALIDATION CURVES 68
PRESISION-RECALL (PR) 70
INTERPRETATION: 71
CONCLUSION: 71
INTERPRETATION OF THE RECALL-CONFIDENCE CURVE 77
EXECUTION RESULTS 79
GENERAL CONCLUSION 80
bibliographiC REFERENCES 80

ABSTRACT:

This study explores the application of the YOLO deep learning-based object detection framework to identify three critical agricultural crops—tomatoes, peppers, and eggplants—under greenhouse conditions. The project entailed growing these crops, gathering specific data for each, building a ground truth dataset, and training a YOLO v8 model on the Kaggle platform. The model achieved a mAP50 of 0.70 and a mAP50-90 with a recall of 0.56.

The research aims to automate and enhance the crop detection process in agricultural environments using YOLO v8's accurate, real-time monitoring capabilities. By incorporating deep learning techniques, this work contributes to advancing precision agriculture practices, optimizing resource management, and improving yield prediction and management for tomato, pepper, and eggplant cultivation. Additionally, this study addresses specific challenges related to plant recognition under varying conditions and proposes innovative solutions to overcome these obstacles. Ultimately, the results support the development of sustainable agricultural systems, increasing farm resilience to climate change and environmental stress.

Key Words:
Deep learning, Object detection, YOLO v8, Real-time monitoring, Precision agriculture, Plant recognition, Sustainable agriculture, Greenhouse production.

الملخص :

تستكشف هذه الدراسة تطبيق إطار اكتشاف الكائنات القائم على التعلم العميق YOLO لتحديد ثلاثة محاصيل زراعية هامة - الطماطم والفلفل والباذنجان - تحت ظروف الدفيئة. تضمن المشروع زراعة هذه المحاصيل، وجمع بيانات محددة لكل منها، وبناء مجموعة بيانات أساسية، وتدريب نموذج YOLO v8 على منصة كاجل. حقق النموذج دقة mAP50 بنسبة 0.70 و mAP50-90بنسبة 0.56.

تهدف هذه الدراسة إلى أتمتة وتحسين عملية اكتشاف المحاصيل في البيئات الزراعية باستخدام قدرات المراقبة الدقيقة والفورية لنموذج YOLO v8. من خلال دمج تقنيات التعلم العميق، تساهم هذه الدراسة في تعزيز ممارسات الزراعة الدقيقة، وتحسين إدارة الموارد، وتحسين توقعات وإدارة المحاصيل للطماطم والفلفل والباذنجان. بالإضافة إلى ذلك، تتناول هذه الدراسة التحديات المحددة المتعلقة بالتعرف على النباتات تحت ظروف متغيرة وتقترح حلولاً مبتكرة للتغلب على هذه العقبات. في النهاية، تدعم النتائج تطوير أنظمة زراعية مستدامة وزيادة مرونة المزارع تجاه تغير المناخ والضغوط البيئية.

كلمات مفاتيح :

الإصدار 8، المراقبة في الوقت الحقيقي، الزراعة الدقيقة، التعرف على النباتات، YOLOالتعلم العميق، اكتشاف الكائنات، الزراعة المستدامة، إنتاج البيوت المحمية.

Résumé :

Cette étude explore l'application du cadre de détection d'objets basé sur l'apprentissage profond YOLO pour identifier trois cultures agricoles cruciales - les tomates, les poivrons et les aubergines - sous des conditions de serre. Le projet impliquait la culture de ces cultures, la collecte de données spécifiques pour chacune, la construction d'un ensemble de données de vérité terrain et l'entraînement d'un modèle YOLO v8 sur la plateforme Kaggle. Le modèle a atteint une mAP50 de 0,70 et une mAP50-90 avec un rappel de 0,56.

La recherche vise à automatiser et améliorer le processus de détection des cultures dans les environnements agricoles en utilisant les capacités de surveillance précise et en temps réel de YOLO v8. En intégrant des techniques d'apprentissage profond, ce travail contribue à l'avancement des pratiques d'agriculture de précision, à l'optimisation de la gestion des ressources et à l'amélioration de la prédiction et de la gestion des rendements pour la culture de tomates, de poivrons et d'aubergines. De plus, cette étude aborde les défis spécifiques liés à la reconnaissance des plantes dans des conditions variables et propose des solutions innovantes pour surmonter ces obstacles. En fin de compte, les résultats soutiennent le développement de systèmes agricoles durables, augmentant la résilience des exploitations agricoles face au changement climatique et aux stress environnementaux.

Mots clés :

Apprentissage profond, détection d'objets, YOLO v8, surveillance en temps réel, agriculture de précision, reconnaissance des plantes, agriculture durable, production en serre.