



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ

ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ &
ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ



Ανίχνευση και ταξινόμηση μανιταριών με χρήση μηχανικής μάθησης

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

ΤΟΥ

ΛΑΜΠΡΟΥ ΑΝΔΡΕΑ

Επιβλέπων: Σαρηγιαννίδης Παναγιώτης
Αναπληρωτής Καθηγητής

ΚΟΖΑΝΗ/ΜΑΡΤΙΟΣ/2024



HELLENIC DEMOCRACY
UNIVERSITY OF WESTERN MACEDONIA

FACULTY OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL &
COMPUTER ENGINEERING



Mushroom detection and classification using machine learning

THESIS

LAMPROU ANDREAS

SUPERVISOR: Sarigiannidis Panagiotis
Associate professor

KOZANH/MARCH/2024



ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΔΗΜΟΚΡΑΤΙΑ
ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΔΥΤΙΚΗΣ ΜΑΚΕΔΟΝΙΑΣ
ΠΟΛΥΤΕΧΝΙΚΗ ΣΧΟΛΗ
ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
& ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ

ΔΗΛΩΣΗ ΜΗ ΛΟΓΟΚΛΟΠΗΣ ΚΑΙ ΑΝΑΛΗΨΗΣ ΠΡΟΣΩΠΙΚΗΣ ΕΥΘΥΝΗΣ

Δηλώνω ρητά ότι, σύμφωνα με το άρθρο 8 του Ν. 1599/1986 και τα άρθρα 2,4,6 παρ. 3 του Ν. 1256/1982, η παρούσα Διπλωματική Εργασία με τίτλο "Ανίχνευση και ταξινόμηση μανιταριών με χρήση μηχανικής μάθησης" καθώς και τα ηλεκτρονικά αρχεία και πηγαίοι κώδικες που αναπτύχθηκαν ή τροποποιήθηκαν στα πλαίσια αυτής της εργασίας και αναφέρονται ρητώς μέσα στο κείμενο που συνοδεύουν, και η οποία έχει εκπονηθεί στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Μηχανικών Υπολογιστών του Πανεπιστημίου Δυτικής Μακεδονίας, υπό την επίβλεψη του μέλους του Τμήματος κ. Παναγιώτη Σαρηγιαννίδη, αποτελεί αποκλειστικά προϊόν προσωπικής εργασίας και δεν προσβάλλει κάθε μορφής πνευματικά δικαιώματα τρίτων και δεν είναι προϊόν μερικής ή ολικής αντιγραφής, οι πηγές δε που χρησιμοποιήθηκαν περιορίζονται στις βιβλιογραφικές αναφορές και μόνον. Τα σημεία όπου έχω χρησιμοποιήσει ιδέες, κείμενο, αρχεία ή / και πηγές άλλων συγγραφέων, αναφέρονται ευδιάκριτα στο κείμενο με την κατάλληλη παραπομπή και η σχετική αναφορά περιλαμβάνεται στο τμήμα των βιβλιογραφικών αναφορών με πλήρη περιγραφή.

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς τον συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν τον συγγραφέα και μόνο.

Copyright (C) Ανδρέας Λάμπρου, Παναγιώτης Σαρηγιαννίδης, 2024, Κοζάνη

Υπογραφή Φοιτητή

Ανδρέας Λάμπρου

Περίληψη

Στη σύγχρονη εποχή, το Διαδίκτυο των Πραγμάτων διαδραματίζει σημαντικό ρόλο σε πολλούς τομείς της σύγχρονης κοινωνίας. Ένας από αυτούς είναι και ο αγροτικός τομέας για τον οποίο υπόσχεται να αλλάξει ριζικά τον παραδοσιακό τρόπο καλλιέργειας. Η τεχνητή νοημοσύνη και συγκεκριμένα η μηχανική μάθηση είναι μία από τις τεχνολογίες που συμβάλλουν σημαντικά στην έξυπνη γεωργία. Αντικείμενο της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας είναι η χρήση της τεχνητής νοημοσύνης και συγκεκριμένα της μηχανικής μάθησης σε εφαρμογές της έξυπνης γεωργίας, ενώ επικεντρώνεται σε εφαρμογές που αφορούν την αναζήτηση και καλλιέργεια μανιταριών. Κύριο τμήμα της διπλωματικής αποτελεί η πρακτική εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την αναγνώριση και ταξινόμηση διαφορετικών ποικιλιών μανιταριών. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκαν οι δύο πιο σύγχρονοι αλγόριθμοι ανίχνευσης και ταξινόμησης αντικειμένων, ο YOLOv8 και ο Detectron2. Συγκεκριμένα, ο YOLOv8 χρησιμοποιήθηκε για την ανίχνευση και ταξινόμηση εννιά διαφορετικών ειδών άγριων μανιταριών, ενώ ο Detectron2 χρησιμοποιήθηκε για την ανίχνευση του περιγράμματος μανιταριών πλευρώτους.

Λέξεις Κλειδιά:

Καλλιέργεια Μανιταριών, Διαδίκτυο των Πραγμάτων, Τεχνητή Νοημοσύνη, Μηχανική Μάθηση, Ανίχνευση Αντικειμένων, YOLOv8, Detectron2

Abstract

In the modern era, the Internet of Things plays a vital role in many areas of modern society. One of them is the agricultural sector, where it promises to change the traditional way of farming. Artificial intelligence, specifically machine learning, is one of the technologies that significantly contributes to smart farming. The subject of this thesis is the use of artificial intelligence and, specifically, machine learning in applications of smart farming. At the same time, it focuses on applications related to hunting and cultivating mushrooms. The main part of the diploma is the practical application of machine learning algorithms for the identification and classification of different varieties of mushrooms. For this purpose, the two most modern object detection and classification algorithms, YOLOv8 and Detectron2, were used. Specifically, YOLOv8 was used to detect and classify nine different species of wild mushrooms, while Detectron2 was used to detect the outline of Pleurotus mushrooms.

Keywords :

Mushroom Cultivation, Internet of Things, Artificial Intelligence, Machine Learning, Object Detection, YOLOv8, Detectron2

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω πρωτίστως την οικογένεια μου, τη μητέρα μου Νεκταρία, τα αδέλφια μου Ελένη, Νεφέλη, Ραφαήλ-Αντώνη και το παππού μου τον Αντώνη για την αμέριστη αγάπη και συμπαράσταση στην προσπάθεια ολοκλήρωσης του έργου μου.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Κ. Σαρηγιαννίδη γιατί σαν καθηγητής με ενέπνευσε να ασχοληθώ με την ασφάλεια των υπολογιστών, μέσα από τον τρόπο της διδασκαλίας του και επίσης για τη καθοδήγηση του στη διπλωματική εργασία.

Επίσης ένα μεγάλο ευχαριστώ και αναγνώρισή στον υποψήφιο διδάκτορα Βασίλη Μωϋσιάδη, για την πολύτιμη βοήθεια του στο πέρας και την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Περιεχόμενα

| | |
|---|-------|
| ΠΕΡΙΛΗΨΗ | - 1 - |
| ABSTRACT | 3 |
| ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ | 5 |
| ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ | 7 |
| ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ | 10 |
| ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ | 12 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1: ΕΙΣΑΓΩΓΗ | 13 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΈΞΥΠΝΗ ΓΕΩΡΓΙΑ | 15 |
| 2.1 Διαδίκτυο των Πραγμάτων | 16 |
| 2.2 Τεχνολογίες Διαδικτύου των Πραγμάτων | 19 |
| 2.2.1 Ασύρματα Δίκτυα Αισθητήρων | 19 |
| 2.2.2 Δίκτυα ευρείας περιοχής χαμηλής κατανάλωσης | 22 |
| 2.2.2.1 LoRa | 24 |
| 2.2.2.2 Sigfox | 26 |
| 2.2.2.3 NB-IoT | 27 |
| 2.2.3 Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα | 29 |
| 2.2.4 Μη Επανδρωμένα Οχήματα | 30 |
| 2.2.5 Υπολογιστική Νέφους | 31 |
| 2.3 Παραδείγματα εφαρμογών στην Έξυπνη Γεωργία | 33 |
| 2.3.1 Τηλεπισκόπηση καλλιέργειών | 34 |
| 2.3.2 Έξυπνη άρδευση | 34 |
| 2.3.3 Αυτοματισμοί ψεκασμού και λίπανσης | 35 |
| 2.3.4 Αυτοματισμοί σποράς και συγκομιδής | 37 |
| 2.3.5 Ανίχνευση ασθενειών και ζιζανίων | 38 |

| | |
|--|----|
| 2.3.6 Παρακολούθηση και διαχείριση βοοειδών | 39 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3: ΚΑΛΛΙΕΡΓΕΙΑ ΜΑΝΙΤΑΡΙΩΝ | 41 |
| 3.1 Είδη Μανιταριών | 43 |
| 3.1.1 Μανιτάρια Agaricus | 43 |
| 3.1.2 Μανιτάρια Macrolepiota Procera | 45 |
| 3.1.3 Μανιτάρια Boletus | 46 |
| 3.1.4 Μανιτάρια Pleurotus | 47 |
| 3.1.5 Μανιτάρια Shiitake | 48 |
| 3.1.6 Μανιτάρια Amanita | 49 |
| 3.1.7 Μανιτάρια Cortinarius | 50 |
| 3.1.8 Μανιτάρια Entoloma | 51 |
| 3.1.9 Μανιτάρια Lactarius | 52 |
| 3.1.10 Μανιτάρια Hygrocybe | 53 |
| 3.1.11 Μανιτάρια Russula | 54 |
| 3.1.12 Μανιτάρια Suillus | 55 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4: ΠΑΡΑΓΩΓΗ ΜΑΝΙΤΑΡΙΩΝ ΜΕ ΧΡΗΣΗ ΤΟΥ ΙΟΤ | 57 |
| 4.1 Ερευνητικές εφαρμογές καλλιέργειας μανιταριών σε ελεγχόμενο περιβάλλον | 59 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5: ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΩΝ | 66 |
| 5.1 Detectron2 | 68 |
| 5.2 Αλγόριθμος YOLOv8 (You Only Look Once) | 69 |
| 5.3 Επισήμανση εικόνων | 71 |
| 5.3.1 VGG Image Annotator (VIA) | 71 |
| 5.3.2 MakeSense.ai | 73 |
| 5.3.3 Labelbox | 74 |
| 5.3.4 CVAT (Computer Vision Annotation Tool) | 75 |
| 5.3.5 Supervisely | 76 |
| 5.4 Μετρικές Αξιολόγησης | 77 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6: 6. ΠΡΑΚΤΙΚΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΑΝΙΧΝΕΥΣΗΣ ΚΑΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΜΑΝΙΤΑΡΙΩΝ | 80 |
| 6.1 Ανίχνευση και ταξινόμηση άγριων μανιταριών. | 81 |
| 6.1.1 Συλλογή και προετοιμασία δεδομένων | 81 |
| 6.1.2 Επισήμανση άγριων μανιταριών | 83 |
| 6.1.3 Εκπαίδευση μοντέλου μηχανικής μάθησης | 84 |

| | |
|---|-----|
| 6.1.4 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων | 85 |
| 6.2 Ανίχνευση περιγράμματος μανιταριών πλευρώτους | 90 |
| 6.2.1 Συλλογή και προετοιμασία δεδομένων | 90 |
| 6.2.2 Επισήμανση μανιταριών πλευρώτους | 91 |
| 6.2.3 Εκπαίδευση μοντέλου μηχανικής μάθησης | 91 |
| 6.3 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων | 95 |
| ΚΕΦΑΛΑΙΟ 7: ΕΠΙΛΟΓΟΣ | 98 |
| ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ | 100 |
| ΑΚΡΩΝΥΜΙΑ | 106 |
| ACRONYMS | 107 |

Κατάλογος Εικόνων

| | |
|--|----|
| Εικόνα 1 - Διαδίκτυο των Πραγμάτων, σχηματική απεικόνιση του διαδικτύου των πραγμάτων..... | 18 |
| Εικόνα 2 - Εφαρμογές δικτύου χαμηλής ενέργειας..... | 21 |
| Εικόνα 3 - Αρχιτεκτονική δικτύου LoRaWAN..... | 26 |
| Εικόνα 4 - Αρχιτεκτονική δικτύου Sigfox..... | 27 |
| Εικόνα 5 - Μη Επανδρωμένο Όχημα που βοηθάει στη συγκομιδή..... | 31 |
| Εικόνα 6 - Υπολογιστική νέφους..... | 32 |
| Εικόνα 7 - Χρήση του Διαδικτύου των Πραγμάτων στη γεωργία..... | 33 |
| Εικόνα 8-Αυτοματισμός Θερμοκηπίου..... | 35 |
| Εικόνα 9 - Μη Επανδρωμένο Αερόχημα πραγματοποιεί ψεκασμό στις καλλιέργειες..... | 36 |
| Εικόνα 10 - Μη Επανδρωμένο Όχημα για την συγκομιδή πιπεριών..... | 38 |
| Εικόνα 11 - Μη Επανδρωμένο Όχημα για την εντοπισμό και καταπολέμηση των ζιζανίων..... | 39 |
| Εικόνα 12 - Βοοειδή με έξυπνο κολάρο..... | 40 |
| Εικόνα 13 - Μανιτάρια Acaricus..... | 44 |
| Εικόνα 14 - Μανιτάρια Macrolepiota Procera..... | 45 |
| Εικόνα 15 - Μανιτάρια Boletus..... | 47 |
| Εικόνα 16 - Μανιτάρια Pleurotus..... | 48 |
| Εικόνα 17 - Μανιτάρια Shiitake..... | 49 |
| Εικόνα 18 - Μανιτάρια Amanita..... | 50 |
| Εικόνα 19 - Μανιτάρια Cortinarius..... | 51 |
| Εικόνα 20 - Μανιτάρια Entoloma..... | 52 |
| Εικόνα 21 - Μανιτάρι Lactarius..... | 53 |
| Εικόνα 22 - Μανιτάρια Hyrdrocube..... | 54 |
| Εικόνα 23 - Μανιτάρια Russula..... | 55 |
| Εικόνα 24 - Μανιτάρια Suillus..... | 56 |
| Εικόνα 25 - Σύστημα παρακολούθησης συνθηκών ανάπτυξης των μανιτάρια βασισμένο σε Arduino..... | 60 |
| Εικόνα 26 - Τεχνητός χώρος καλλιέργειας μανιταριών..... | 60 |
| Εικόνα 27 - Αισθητήρας θερμοκρασία και υγρασίας DHT11..... | 61 |
| Εικόνα 28 - Αισθητήρας MQ135 για την μέτρηση του CO2..... | 61 |
| Εικόνα 29 - Προτεινόμενη αρχιτεκτονική για την παρακολούθηση της ανάπτυξης των μανιταριών..... | 62 |
| Εικόνα 30 - Ρομποτικός μηχανισμός συγκομιδής μανιταριών..... | 63 |

| | |
|---|----|
| Εικόνα 31 - Διεπαφή χρήστη του συστήματος καταμέτρησης των μανιταριών..... | 63 |
| Εικόνα 32 - Προτεινόμενη αρχιτεκτονική για την ταξινόμηση άγριων μανιταριών..... | 64 |
| Εικόνα 33 - Διάγραμμα αυτοματοποιημένου συστήματος ταξινόμησης μανιταριών Agaricus..... | 65 |
| Εικόνα 34 - Επισήμανση εικόνας με το (VIA)..... | 72 |
| Εικόνα 35 - Επισήμανση βίντεο με το (VIA)..... | 73 |
| Εικόνα 36 - Επισήμανση εικόνας με το Makesense.ai..... | 74 |
| Εικόνα 37 - Επισήμανση εικόνας με το Labelbox..... | 75 |
| Εικόνα 38 - Επισήμανση εικόνας με το CVAT..... | 76 |
| Εικόνα 39 - Επισήμανση εικόνας με το Supervisely..... | 77 |
| Εικόνα 40 - Δομή του Confusion Matrix..... | 79 |
| Εικόνα 41 - Ενδεικτικές φωτογραφίες από τα διάφορα είδη των άγριων μανιταριών..... | 82 |
| Εικόνα 42 - Επισήμανση άγριων μανιταριών με το MakeSense.ai..... | 83 |
| Εικόνα 43 - Εξέλιξη των μετρικών κατά την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης για το YOLOv8l και batch size 8..... | 85 |
| Εικόνα 44 - Εξέλιξη της μετρικής mAP@50 για το YOLOv8l και για διαφορετικά batch size..... | 85 |
| Εικόνα 45 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων με βάση τον Confusion Matrix..... | 88 |
| Εικόνα 46 - Σύγκριση του F1-Score σε σχέση με το Confidence ανίχνευσης ανά είδος μανιταριού..... | 89 |
| Εικόνα 47 - Παράδειγμα ανίχνευση και ταξινόμησης άγριων μανιταριών..... | 89 |
| Εικόνα 48 - Ενδεικτικές φωτογραφίες του συνόλου δεδομένων από μανιτάρια πλευρώτους..... | 90 |
| Εικόνα 49 - Παράδειγμα επισήμανσης μανιταριών πλευρώτους με χρήση πολυγώνου..... | 91 |
| Εικόνα 50 - Εξέλιξη του FP κατά την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης για batch size 8..... | 93 |
| Εικόνα 51 - Εξέλιξη του FN κατά την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης για batch size 8..... | 93 |
| Εικόνα 52 - Ποσοστό λάθους ανίχνευσης κατά την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης για batch size 8..... | 94 |
| Εικόνα 53 - Ποσοστό απόκλισης κατά τον εντοπισμό της περιμέτρου για batch size 8..... | 94 |
| Εικόνα 54 - Παραδείγματα ανίχνευσης μανιταριών πλευρώτους με το Detectron2..... | 97 |

Κατάλογος Πινάκων

| | |
|--|----|
| Πίνακας 1 - Αριθμός μανιταριών ανά είδος για το training και για το evaluation dataset | 84 |
| Πίνακας 2 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων για διάφορα προ-εκπαιδευμένα μοντέλα και για διαφορετικά batch size | 86 |
| Πίνακας 3 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων ανά είδος άγριου μανιταριού με βάση το προ-εκπαιδευμένο μοντέλο YOLOv8l | 87 |
| Πίνακας 4 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων για την ακρίβεια ανίχνευσης των μανιταριών | 95 |
| Πίνακας 5 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων για την ακρίβεια εντοπισμού της περιμέτρου των μανιταριών | 95 |

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

Τα τελευταία χρόνια η έξυπνη γεωργία φιλοδοξεί να εκσυγχρονίσει την παραδοσιακή γεωργία με χρήση σύγχρονων τεχνολογιών υποσχόμενη την αύξηση της παραγωγής, την βελτίωση των προϊόντων και την μείωση της χειρωνακτικής εργασίας που απαιτείται από τους αγρότες. Η μετάβαση αυτή κρίνεται απαραίτητη για να καλύψει τις αυξανόμενες ανάγκες του παγκόσμιου πληθυσμού. Επιπλέον, στις αναπτυγμένες χώρες αποτελεί βασική προϋπόθεση για να καταστήσει βιώσιμο των αγροτικό τομέα.

Η έξυπνη γεωργία βασίζεται στις τεχνολογίες του Διαδικτύου των Πραγμάτων (ΔτΠ) (Internet of Things - IoT) που βοηθούν στην άμεση συλλογή δεδομένων από πολλαπλές πηγές με διάφορες μεθόδους. Η χρήση τους μπορεί να βοηθήσει στην λήψη αποφάσεων παρέχοντας στους αγρότες την δυνατότητα για βελτίωση της καλλιέργειας και αύξηση της παραγωγής. Επιπλέον, μπορούν να μειωθούν οι χημικές εισροές μειώνοντας έτσι το κόστος παραγωγής και παράλληλα μπορούν να μειωθούν τα απόβλητα των γεωργικών δραστηριοτήτων αυξάνοντας έτσι την βιωσιμότητα.

Μερικές από τις τεχνολογίες του ΔτΠ που συμβάλουν στην έξυπνη γεωργία είναι τα Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα (ΜΕΑ), τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα (ΜΕΟ), τα Ασύρματα Δίκτυα Αισθητήρων (ΑΔΑ) και η Υπολογιστική Νέφους. Επιπλέον, για την συγκέντρωση και διαχείριση των δεδομένων απαιτούνται σύγχρονες τεχνολογίες συλλογής και επεξεργασίας όπως είναι η επεξεργασία εικόνας, η μηχανική όραση και η μηχανική μάθηση.

Στην παρούσα διπλωματική γίνεται μία συνοπτική παρουσίαση της έξυπνης γεωργίας και των τεχνολογιών που χρησιμοποιούνται. Δίνονται βασικές πληροφορίες για κάθε μία από αυτές όπως είναι οι εφαρμογές τους στο πεδίο αλλά και τα πλεονεκτήματα που παρέχουν. Στην συνέχεια επικεντρώνεται σε εφαρμογές της έξυπνης γεωργία όσον αφορά την καλλιέργεια μανιταριών.

Κύριο αντικείμενο της διπλωματικής αποτελεί η εφαρμογή μηχανικής μάθησης και συγκεκριμένα η ανίχνευση και ταξινόμηση μανιταριών. Για αυτόν τον λόγο παρουσιάζονται οι δύο από τους πιο σύγχρονους αλγόριθμους ανίχνευσης και ταξινόμησης αντικειμένων όπως είναι ο YOLOv8 και ο Detectron2. Παρουσιάζονται συνοπτικά οι δυνατότητες

τους ενώ δίνονται και βασικές πληροφορίες που αφορούν την αρχιτεκτονική τους και τον τρόπο λειτουργίας.

Στην συνέχεια γίνεται αναφορά σε διάφορα εργαλεία που χρησιμοποιούνται για την εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης με σκοπό την ταξινόμηση και ανίχνευση αντικειμένων. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται κάποια από τα πιο γνωστά εργαλεία επισήμανσης δεδομένων και κυρίως φωτογραφιών. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται το VGG Image Annotator (VIA), το MakeSense.ai, το Labelbox, το Computer Vision Annotation Tool (CVAT) και το Supervisely.

Πριν προχωρήσουμε στην πρακτική εφαρμογή των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, παρουσιάζονται και οι κυριότερες μετρικές για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων από την εφαρμογή των αλγορίθμων. Μερικές από τις μετρικές αυτές είναι τα mAP, Precision, Recall, F1-Score και ο Confusion Matrix.

Στα πλαίσια της διπλωματικής εργασίας έχουν υλοποιηθεί δύο πρακτικές εφαρμογές αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση και ταξινόμηση μανιταριών. Συγκεκριμένα, σε μία από τις δύο πρακτικές εφαρμογές χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος YOLOv8 για την ανίχνευση και ταξινόμηση άγριων μανιταριών για εννέα διαφορετικά είδη. Οι φωτογραφίες που χρησιμοποιήθηκαν προέρχονται από την βάση δεδομένων kaggle.com. Τα αποτελέσματα της εκτέλεσης του αλγορίθμου έδειξαν ικανοποιητικά ποσοστά επιτυχίας με καλές τιμές σε όλες τις μετρικές.

Στην δεύτερη πρακτική εφαρμογή χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Detectron2 για την ανίχνευση μανιταριών πλευρώτους εντός του θερμοκηπίου αλλά και τον καθορισμό του περιγράμματος τους. Ο αλγόριθμος εφαρμόστηκε σε σύνολο φωτογραφιών που συλλέχθηκαν από θερμοκήπιο μανιταριών πλευρώτους στην περιοχή των Γρεβενών. Και σε αυτήν την πρακτική εφαρμογή τα αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά τόσο στην ανίχνευση των μανιταριών όσο και στον καθορισμό του περιγράμματος τους.

Τα μοντέλα μηχανικής μάθησης που δημιουργήθηκαν από τις δύο πρακτικές εφαρμογές μπορούν να ενσωματωθούν σε συστήματα υποστήριξης αποφάσεων που μπορούν να βοηθήσουν κάθε ενδιαφερόμενο. Για παράδειγμα, το μοντέλο μηχανικής μάθησης που προέκυψε από την πρώτη πρακτική εφαρμογή θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί για να υποδεικνύει το είδος των άγριων μανιταριών σε συλλέκτες που αναζητούν μανιτάρια σε δασικές εκτάσεις. Το μοντέλο μηχανικής μάθησης που προέκυψε από την δεύτερη πρακτική εφαρμογή θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί μελλοντικά σε εφαρμογές εντός του θερμοκηπίου όπως για παράδειγμα η παρακολούθηση της ανάπτυξης του μεγέθους των μανιταριών.

Κεφάλαιο 2: Έξυπνη Γεωργία

Η γεωργία έχει δει αρκετές τεχνολογικές μεταβολές τις τελευταίες δεκαετίες, που την έχουν κάνει πιο σύγχρονη βιομηχανικά και τεχνολογικά. Χρησιμοποιώντας διάφορα έξυπνα τεχνολογικά εργαλεία γεωργίας, οι αγρότες έχουν αποκτήσει καλύτερο έλεγχο στη διαδικασία εκτροφής ζώων και καλλιέργειών, βρίσκοντας τον τρόπο να εξελίξουν την γεωργία.

Αυτό, σε συνδυασμό με την αυξανόμενη ζήτηση των καταναλωτών για γεωργικά προϊόντα, συνέβαλε στην αύξηση του πολλαπλασιασμού των τεχνολογιών έξυπνης γεωργίας παγκοσμίως. Η παραγωγή θα πρέπει να αυξηθεί κατά 70% μέχρι το 2050, όταν ο παγκόσμιος πληθυσμός θα φτάσει τα 9 δισεκατομμύρια [1]. Επιπλέον, οι διαταραχές στην αλυσίδα εφοδιασμού και η έλλειψη ειδικευμένων εργαζομένων, έχουν οδηγήσει στην ολοένα και αυξανόμενη ανάγκη στην μετάβαση της γεωργίας σε ένα περισσότερο εξελιγμένο επίπεδο.

Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων έχει συμβάλει στην καθολική εφαρμογή έξυπνων συσκευών και τεχνολογιών στην καθημερινή ζωή. Μία από τις πολυάριθμες εφαρμογές του συναντάτε και στον στο αγροτικό τομέα και είναι γνωστή ως έξυπνη γεωργία.

Η έξυπνη γεωργία είναι η εφαρμογή έξυπνων συστημάτων τεχνολογίας πληροφοριών και επικοινωνιών, όπως ασύρματα δίκτυα αισθητήρων, μη επανδρωμένα αεροχήματα, μη επανδρωμένα οχήματα, μηχανική μάθηση, επεξεργασία εικόνας, και υπολογιστική νέφους [2]. Μπορεί να συναχθεί ότι η έξυπνη γεωργία περιλαμβάνει την εφαρμογή τόσο τεχνολογικού λογισμικού όσο και λύσεων υλικού για τη βελτίωση της παραγωγής των καλλιέργειών [3].

Με τη χρήση αισθητήρων IoT για τη συλλογή περιβαλλοντικών και μηχανολογικών μετρήσεων, οι αγρότες μπορούν να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις και να βελτιώνουν σχεδόν κάθε τομέα της εργασίας τους. Για παράδειγμα, χρησιμοποιώντας έξυπνους γεωργικούς αισθητήρες για την παρακολούθηση της κατάστασης των καλλιέργειών, οι αγρότες μπορούν να καθορίσουν ακριβώς πόσα φυτοφάρμακα και λιπάσματα πρέπει να χρησιμοποιήσουν για να επιτύχουν τη βέλτιστη απόδοση. Στην κατεύθυνση αυτή βοηθούν και τα Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα καθώς μπορούν να προσφέρουν πολύτιμες πληροφορίες για την κατάσταση της καλλιέργειας.

Οι ρομποτικοί μηχανισμοί καθώς και τα μη επανδρωμένα οχήματα μπορούν να βοηθήσουν σε πολλές εργασίες που γινόνταν χειρωνακτικά μέχρι τώρα και ήταν επικίνδυνες, κουραστικές ή και μονότονες για τους εργαζομένους. Επιπλέον, η μηχανική μάθηση μπορεί να βοηθήσει στην έγκαιρη ανίχνευση ασθενειών, στην ανίχνευση ζιζανίων, αλλά και σε πολλές άλλες περιπτώσεις όπως είναι η ανίχνευση των ώριμων φρούτων με σκοπό την συγκομιδή.

Όλα τα δεδομένα θα πρέπει να συγκεντρωθούν, να αποθηκευτούν και να επεξεργαστούν πριν αντιληθεί η πολύτιμη πληροφορία για τους αγρότες. Σε αυτό το κομμάτι μπορεί να παίξει σημαντικό ρόλο η υπολογιστική νέφος (cloud computing), καθώς διαθέτει τους απαραίτητους πόρους.

Επειδή η αγορά εξακολουθεί να αναπτύσσεται, υπάρχουν ακόμα πολλές ευκαιρίες για επιχειρήσεις που επιθυμούν να δραστηριοποιηθούν. Τα πλεονεκτήματα της έξυπνης γεωργίας σε σχέση με τους παραδοσιακούς τρόπους αναφέρονται παρακάτω και σίγουρα υπάρχει περιθώριο για να αναπτυχθούν και άλλο.

- Καλύτερος έλεγχος των εσωτερικών διαδικασιών και, κατά συνέπεια, χαμηλότεροι κίνδυνοι παραγωγής. Η δυνατότητα πρόβλεψης της παραγωγής, επιτρέπει να σχεδιαστεί η καλύτερη διανομή προϊόντων.
- Διαχείριση κόστους και μείωση των αποβλήτων χάρη στον αυξημένο έλεγχο της παραγωγής.
- Αυξημένη αποτελεσματικότητα των επιχειρήσεων μέσω αυτοματισμού διεργασιών.
- Χρησιμοποιώντας έξυπνες συσκευές, υπάρχει η δυνατότητα να αυτοματοποιηθούν πολλές διαδικασίες σε ολόκληρο τον κύκλο παραγωγής, π.χ. άρδευση, λίπανση ή καταπολέμηση παρασίτων.
- Βελτιωμένη ποιότητα και όγκος προϊόντων. Επίτευξη καλύτερου ελέγχου στη διαδικασία παραγωγής και διατήρηση υψηλότερων προτύπων ποιότητας καλλιέργειας και ικανότητας ανάπτυξης μέσω αυτοματισμού.

Στην επόμενη ενότητα παρουσιάζεται συνοπτικά οι τεχνολογικές εξελίξεις του Διαδικτύου των Πραγμάτων που συμμετέχουν ενεργά στην πραγματοποίηση της μετάβασης στην έξυπνη γεωργία.

2.1 Διαδίκτυο των Πραγμάτων

Τα τελευταία χρόνια έχει επικρατήσει ο όρος το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (ΔτΠ) (Internet of Things - IoT) το οποίο χαρακτηρίζει την νέα τάση στην διασύνδεση και επικοινωνία μεταξύ κάθε είδους συσκευών. Για παράδειγμα, συσκευές όπως αυτοκίνητα, αισθητήρες μετρήσεων, φωτεινοί σηματοδότες και κάθε άλλου είδους συσκευή που ενσωματώνει ηλεκτρονικά κυκλώματα και λογισμικό έχει την

δυνατότητα συνδεσιμότητας στο διαδίκτυο ώστε να επιτρέπεται η αυτοματοποιημένη διασύνδεση και ανταλλαγή δεδομένων με άλλες συσκευές. Στη ουσία κάθε συσκευή έχει την δυνατότητα να συνδέεται, από οπουδήποτε, με οποιαδήποτε άλλη συσκευή και να ανταλλάσσει δεδομένα, χρησιμοποιώντας οποιοδήποτε δίκτυο είναι διαθέσιμο [4].

Στην σημερινή εποχή, το διαδίκτυο είναι υπεύθυνο για την κατανάλωση του 5% της παραγωγής ηλεκτρικού ρεύματος ενώ προβλέπεται να αυξηθεί όταν αρχίσει να εφαρμόζεται η χρήση του IoT παγκοσμίως.

Ο όρος Internet of Things διατυπώθηκε από τον Kevin Ashton σε μία παρουσίασή του σχετικά με την τεχνολογία RFID [5]. Η ομιλία του συνέπεσε με την εποχή κατά την οποία είχε μόλις ξεκινήσει η επανάσταση σε τεχνολογίες επικοινωνιών για την διασυνδεσιμότητα των συσκευών.

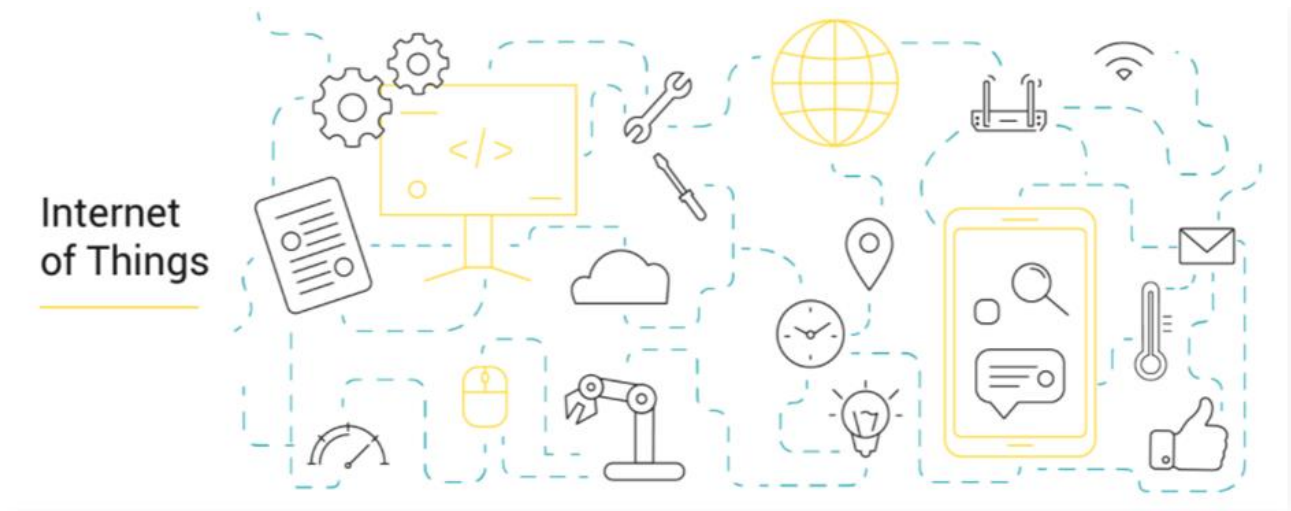
Τα επόμενα χρόνια, οι ερευνητικοί οργανισμοί και οι επιχειρήσεις στράφηκαν σταδιακά προς την ιδέα του Διαδικτύου των Πραγμάτων, αναζητώντας τρόπους να υλοποιήσουν αυτό το νέο όραμα. Η εξέλιξη των νέων προτύπων συνδεσιμότητας και τεχνολογιών όπως το Bluetooth και το WiFi, αλλά και η ταχεία ανάπτυξη του Υπολογιστικού Νέφους (Cloud Computing) ενίσχυσε σημαντικά την υλοποίηση του IoT.

Ήδη από το 2008, υπήρχαν περισσότερες συσκευές συνδεδεμένες στο διαδίκτυο από ό,τι οι άνθρωποι που κατοικούσαν στη Γη, ενώ τα επόμενα χρόνια ο αριθμός αυτός αυξήθηκε ραγδαία και δεν υπάρχει πλέον καμία αμφιβολία για το τι επιφυλάσσει το μέλλον.

Πρακτικά σαν ορισμός, μπορεί να αναφερθεί ως μία ευρεία ποικιλία συσκευών εντελώς διαφορετικών μεταξύ τους. Βασικό χαρακτηριστικό όλων είναι η σύνδεση μεταξύ τους με απώτερο σκοπό την δυνατότητα του χρήστη να τα ελέγχει από έναν υπολογιστή ή κινητό τηλέφωνο.

Για παράδειγμα, συσκευές όπως αυτοκίνητα, θερμοστάτες, αθλητικός εξοπλισμός, φούρνος μικροκυμάτων, ψυγεία, ακόμη και παπούτσια μπορούν να είναι πλέον συνδεδεμένες συνεχώς στο διαδίκτυο. Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων παρέχει την δυνατότητα άντλησης δεδομένων και ανάλυσης τους σε πραγματικό χρόνο για την εξαγωγή ουσιαστικών πληροφοριών. Μία συσκευή IoT που είναι συνδεδεμένη στο διαδίκτυο και τοποθετημένη σε παπούτσια μπορεί να συλλέξει δεδομένα όπως για παράδειγμα να μετράει τα βήματα και αυτά να προβληθούν από μια άλλη συσκευή που είναι συνδεδεμένη στο διαδίκτυο, όπως ένα έξυπνο τηλέφωνο. Οι μετρήσεις που συλλέγονται από τα παπούτσια μπορούν να αναλυθούν και να υπολογίσουν για παράδειγμα όσες θερμίδες κάηκαν κατά την αθλητική δραστηριότητα ενώ μπορούν επιπλέον να παρέχουν εξατομικευμένες συμβουλές φυσικής κατάστασης. Το IoT δεν περιορίζεται μόνο σε καταναλωτικά προϊόντα. Υπάρχουν κάδοι απορριμμάτων για τις πόλεις που στέλνουν ειδοποίηση όταν πρέπει να αδειάσουν. Οι αισθητήρες στις γέφυρες μπορούν να ελέγχουν συνεχώς για καταπόνηση ή ζημιά στη δομή τους και πολλά άλλα παραδείγματα που επεκτείνονται στην υγειονομική περίθαλψη, την κατασκευή και τη γεωργία [6].

Δυστυχώς, δεδομένου ότι οι συσκευές είναι συνεχώς διασυνδεδεμένες στο διαδίκτυο, δεν μπορεί να αποκλειστεί ο κίνδυνος προστασίας και ασφάλειας δεδομένων. Για παράδειγμα, ένας κακόβουλος χρήστης μπορεί εύκολα να ξεκλειδώσει από απόσταση μια κλειδαριά που είναι συνδεδεμένη στο διαδίκτυο. Επιπλέον, πιθανόν να υπάρξουν ζητήματα απορρήτου των δεδομένων που θα αποτελέσουν μείζονα ανησυχία. Όλες αυτές οι συσκευές συλλέγουν μεγάλο όγκο προσωπικών δεδομένων που μπορούν να καταγράψουν τη δράση και την τοποθεσία μας κατά τη διάρκεια της ημέρας.



Εικόνα 1 - Διαδίκτυο των Πραγμάτων, σχηματική απεικόνιση του διαδικτύου των πραγμάτων

Ένας από τους κύριους στόχους του Διαδικτύου των Πραγμάτων είναι οι συγκέντρωση δεδομένων, η επεξεργασία και ανάλυση τους και τελικά η άντληση αξιοποιήσιμων πληροφοριών. Η δυνατότητα αυτή μπορεί να αυτοματοποιήσει επαναλαμβανόμενες, χρονοβόρες ή ακόμα και επικίνδυνες εργασίες.

Τα τέσσερα βασικά στοιχεία του Διαδικτύου των Πραγμάτων είναι:

- Πράγματα
- Συνδεσιμότητα
- Λογισμικό
- Εφαρμογές

Ο όρος "πράγματα" (things) αντιστοιχεί σε οτιδήποτε θα μπορούσε να σκεφτούμε σαν συσκευή με δυνατότητα συνδεσιμότητας για αποστολή και λήψη δεδομένων. Ξεκινώντας από εξειδικευμένους αισθητήρες, μικροελεγκτές και ενεργοποιητές, μέχρι και οποιοδήποτε καθημερινό αντικείμενο, όπως τα έξυπνα κινητά, τα ρολόγια και οτιδήποτε μπορεί να συνδεθεί και να ανταλλάξει δεδομένα με άλλη συσκευή.

Τα καθήκοντα των έξυπνων πραγμάτων περιλαμβάνουν όχι μόνο την απλή συλλογή δεδομένων αλλά και την επικοινωνία μεταξύ τους ή με κάποιον απομακρυσμένο διακομιστή ή με το Cloud, ανάλογα με την

τεχνολογία που χρησιμοποιείται. Επιπλέον, πολλές από τις συσκευές αναλαμβάνουν και την εκτέλεση ενεργειών με βάση τις εντολές που δίνονται.

Στη συνδεσιμότητα περιλαμβάνεται η επικοινωνία μεταξύ των συσκευών με χρήση ενός καναλιού μετάδοσης. Η επικοινωνία των συσκευών επιτυγχάνεται από τα πολλά πλέον πρωτόκολλα επικοινωνίας που υποστηρίζουν το Διαδίκτυο των Πραγμάτων. Για παράδειγμα, οι ευρέως χρησιμοποιούμενες ασύρματες τεχνολογίες όπως το Wi-Fi και το Bluetooth αλλά και οι λιγότερο γνωστές τεχνολογίες, όπως για παράδειγμα, το LoRa, το SigFox και το NB-IoT που ανήκουν στα ασύρματα δίκτυα ευρείας περιοχής μεγάλης εμβέλειας (Low Power Wide Area Network - LPWAN). Η χρήση μιας συγκεκριμένης τεχνολογίας μετάδοσης εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τις απαιτήσεις και τους περιορισμούς της ζητούμενης υλοποίησης IoT.

Όταν αναφερόμαστε στο λογισμικό του IoT μιλάμε για αυτό που δεν είναι ορατό στον τελικό χρήστη. Πρακτικά, το λογισμικό είναι αυτό που δίνει στα πράγματα την ικανότητα να «σκέφτονται» και να ενεργούν. Για παράδειγμα, μετά από την επεξεργασία κατάλληλου λογισμικού τα δεδομένα που συλλέγονται από τα έξυπνα αντικείμενα μπορούν να δομηθούν, να αναλυθούν και να επεξεργαστούν ώστε να αντληθεί η χρήσιμη πληροφορία που περιέχουν ανάλογα με την περίπτωση. Με βάση αυτή την διαδικασία, το λογισμικό αποφασίζει εάν θα πρέπει να πραγματοποιηθούν κάποιες συγκεκριμένες αυτοματοποιημένες ενέργειες ή εάν ο χρήστης πρέπει να ειδοποιηθεί.

Από την πλευρά της εφαρμογής, τα δεδομένα που συλλέγονται και αφού πρώτα αναλυθούν, προβάλλουν στον τελικό χρήστη τις χρήσιμες πληροφορίες σε ένα φιλικό περιβάλλον. Επιπλέον, παρέχει την δυνατότητα διαχείρισης των συσκευών όταν αυτό είναι επιθυμητό. Μπορεί επίσης να παρέχει και ειδοποιήσεις προς τον τελικό χρήστη όποτε υπάρχει ανάγκη για ανθρώπινη παρέμβαση, κάτι που συνήθως συμβαίνει όταν εξαντλούνται οι δυνατότητες αυτοδιαχείρισης του συστήματος.

2.2 Τεχνολογίες Διαδικτύου των Πραγμάτων

Στις επόμενες υποενότητες παρουσιάζονται μερικές από τις τεχνολογίες που αποτελούν βασικό μέρος του Διαδικτύου των Πραγμάτων. Επιπλέον, δίνονται παράλληλα πληροφορίες για τις δυνατότητες που παρέχονται όσον αφορά την έξυπνη γεωργία.

2.2.1 Ασύρματα Δίκτυα Αισθητήρων

Έναν από τους σημαντικότερους ρόλους για το Διαδίκτυο των Πραγμάτων έχουν τα ασύρματα δίκτυα [7] καθώς προσφέρουν το απαραίτητο κανάλι επικοινωνίας για την συνδεσιμότητα των συσκευών και την ανταλλαγή πληροφοριών. Ένα ασύρματο δίκτυο αισθητήρων

πρακτικά σαν ορισμός είναι ένα δίκτυο το οποίο αποτελείται από ενεργειακά αυτόνομους κόμβους οι οποίοι καταγράφουν διάφορα μεγέθη όπως για παράδειγμα η υγρασία, η θερμοκρασία, η ατμοσφαιρική πίεση, ο ήχος κ.α., και τα μεταδίδουν όταν είναι απαραίτητο σε ένα σταθμό βάσης. Οι επικοινωνία των κόμβων θα μπορούσε να είναι και αμφίδρομη, δηλαδή εκτός από το να μεταδίδουν μόνο πληροφορίες προς τον σταθμό βάσης, να μπορούν να δεχθούν και πληροφορίες από αυτόν.

Όσον αφορά τις περισσότερες εφαρμογές του Διαδικτύου των Πραγμάτων αλλά και ειδικότερα τις εφαρμογές τις έξυπνης γεωργίας, τα ασύρματα δίκτυα αισθητήρων είναι επιθυμητό να έχουν χαρακτηριστικά όπως είναι η χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, η αποστολή δεδομένων σε μεγάλες αποστάσεις, αλλά και η αυτόνομη και προγραμματισμένη λειτουργία, το χαμηλό κόστος, η γρήγορη δημιουργία του δικτύου, και η προσαρμοστικότητα.

Για παράδειγμα, η χαμηλή κατανάλωση ενέργειας είναι μεγάλης σημασίας καθώς οι περισσότερες συσκευές του δικτύου τροφοδοτούνται με μπαταρίες. Μετά από κάποιο χρονικό διάστημα η ενέργεια των μπαταριών θα τελειώσει με αποτέλεσμα το δίκτυο να μην είναι πλέον λειτουργικό. Όσο πιο χαμηλή είναι η κατανάλωση του κάθε κόμβου ξεχωριστά, τόσο πιο πολύ μεγαλώνει το χρονικό διάστημα που θα παραμένει συνολικά το δίκτυο λειτουργικό και τόσο ελαττώνεται το κόστος συντήρησης του.

Επιπλέον, οι περισσότερες συσκευές του διαδικτύου των πραγμάτων τοποθετούνται σε εξωτερικούς χώρους και πολλές φορές ακόμα και στην ύπαιθρο, όπως συμβαίνει στην έξυπνη γεωργία. Για τον λόγο αυτό είναι επιθυμητή η δυνατότητα αποστολής δεδομένων σε μεγάλες αποστάσεις ώστε να είναι δυνατή η λήψη των μηνυμάτων από οπουδήποτε.

Ένα άλλο σημαντικό χαρακτηριστικό είναι η αυτόνομη και προγραμματισμένη λειτουργία των αισθητήρων. Κάθε συσκευή θα πρέπει να έχει την ικανότητα να λειτουργεί αυτόνομα, δηλαδή να ξέρει τι να κάνει, πότε να το κάνει, πως θα στείλει τις καταγεγραμμένες μετρήσεις, αλλά και πως θα ανταποκριθεί σε περίπτωση νέων εντολών από τον σταθμό βάσης χωρίς κάποια παρέμβαση από άνθρωπο.

Σημαντικός παράγοντας είναι και το κόστος που απαιτείται για τις τερματικές συσκευές αλλά και για την απαραίτητη υποδομή των ασύρματων δικτύων. Καθώς ο αριθμός των συσκευών σε πολλές περιπτώσεις είναι μεγάλος, θα πρέπει το κόστος τους να είναι σχετικά μικρό έτσι ώστε να είναι δυνατή η υλοποίηση των ασύρματων δικτύων αισθητήρων σε μεγάλη κλίμακα.

Τέλος, η ευκολία και η ταχύτητα υλοποίησης παίζει θετικό ρόλο στην ανάπτυξη ενός δικτύου ειδικά όταν αυτό αποτελείται από μεγάλο αριθμό τερματικών συσκευών.

Οι τεχνολογίες LPWAN έχουν ποικίλες εφαρμογές στο διαδίκτυο των πραγμάτων (Εικόνα 2) όπως σε έξυπνες πόλεις, για την παρακολούθηση περιβαλλοντικών παραμέτρων, έξυπνοι μετρητές, διαχείριση ενέργειας, έξυπνη γεωργία αλλά και στην εφοδιαστική αλυσίδα.

| | | |
|--------------------------|---|--|
| Smart Environment |  | Water quality, air pollution reduction, climate temperature rise reduction, forest fire, landslide, animal tracking, snow level monitoring, and earthquake early detection |
| Smart Water |  | Water quality, water leakage, river flood monitoring, swimming pool management, and chemical leakage |
| Smart Metering |  | Smart electricity meters, gas meters, water flow meters, gas pipeline monitoring, and warehouse monitoring |
| Smart Grid and Energy |  | Network control, load balancing, remote monitoring and measurement, transformer health monitoring, and windmills/solar power installation monitoring |
| Security and Emergencies |  | Perimeter access control, liquid presence detection, radiation levels, and explosive and hazardous gases |
| Retail |  | Supply chain control, intelligent shopping applications, smart shelves, and smart product management |

Εικόνα 2 - Εφαρμογές δικτύου χαμηλής ενέργειας

Κάθε εφαρμογή έχει τις δικές της απαιτήσεις όπως για παράδειγμα πόση κάλυψη μετάδοσης απαιτείται. Άλλες εφαρμογές μπορεί να έχουν διαφορετικές δυνατότητες και απαιτήσεις, όπως η χωρητικότητα του καναλιού μετάδοσης. Ορισμένες εφαρμογές ενδέχεται να έχουν διαφορετικό κόστος και ορισμένες εφαρμογές ενδέχεται να έχουν διαφορετική κατανάλωση ενέργειας.

Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι σημαντικά όταν αποφασίζει ο άνθρωπος ποια εφαρμογή θα επιλέξει. Ωστόσο, ορισμένες εφαρμογές πρέπει να κάνουν αντισταθμίσεις μεταξύ διαφορετικών λειτουργιών.

Για παράδειγμα, μια εφαρμογή μπορεί να έχει μεγαλύτερη κάλυψη από μια άλλη, αλλά μπορεί να κοστίζει περισσότερο. Άλλες εφαρμογές είναι πιο ετερογενείς, με διαφορετικές συσκευές να έχουν διαφορετικές προσδοκίες. Επιπλέον, μια εφαρμογή μπορεί να είναι ένας ψηφιακός μετρητής, ενώ μια άλλη μπορεί να είναι μετεωρολογικός σταθμός. Διαφορετικές εφαρμογές έχουν διαφορετικές λειτουργίες και διαφορετικές λειτουργίες εξαρτώνται από την εφαρμογή.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, μια εφαρμογή μετρητή μπορεί να καταγράφει μόνο έναν συγκεκριμένο αριθμό πραγμάτων, ενώ μια εφαρμογή καιρού μπορεί να καταγράφει πολλά διαφορετικά πράγματα.

Επιπλέον, ένα ασύρματο δίκτυο αισθητήρων χρειάζεται πολλούς κόμβους για την εκτέλεση εφαρμογών έξυπνης πόλης, επομένως χρειάζεται υψηλή χωρητικότητα και επεκτασιμότητα. Πολλοί από τους κόμβους μπορούν να τροφοδοτηθούν με καλώδιο τροφοδοσίας, πράγμα που σημαίνει ότι δεν θα απαιτούν πολλή ισχύ μπαταρίας.

Μερικοί από τους κόμβους μπορεί να χρειάζονται μπαταρίες, αλλά θα πρέπει να μπορούν να αντικατασταθούν. Και ορισμένες από τις λειτουργίες που απαιτούνται για εφαρμογές έξυπνης πόλης (όπως διαφορετικές συσκευές και πλατφόρμες λογισμικού) μπορεί να είναι σημαντικές από πολλές απόψεις.

Όσον αφορά την έξυπνη γεωργία, τα ασύρματα δίκτυα αισθητήρων αποτελούν βασικό εργαλείο για την συλλογή δεδομένων από τα χωράφια [8]. Οι γεωργικοί αισθητήρες IoT είναι σε θέση να παρέχουν πληροφορίες σχετικά με τις αποδόσεις των καλλιεργειών, την πρόβλεψη βροχοπτώσεων, τη σύσταση του εδάφους, την προσβολή από παράσιτα αλλά και πολλές άλλες πολύτιμες πληροφορίες στους αγρότες.

Για παράδειγμα, οι αισθητήρες που είναι τοποθετημένοι στα χωράφια μπορούν να δώσουν στους αγρότες λεπτομερείς πληροφορίες σχετικά με μια σειρά από μεταβλητές, συμπεριλαμβανομένης της οξύτητας, της υγρασίας και της θερμοκρασίας του εδάφους. Επίσης, έχουν την δυνατότητα να προβλέψουν τα καιρικά μοτίβα για τις επόμενες ημέρες και εβδομάδες, έτσι ώστε να μπορούν να ληφθούν άμεσα τα κατάλληλα μέτρα για την προστασία των επηρεαζόμενων φυτών στα χωράφια.

Οι εξειδικευμένες έξυπνες εφαρμογές γεωργίας είναι ένας χρήσιμος τρόπος για τους αγρότες να παρακολουθούν τις καλλιέργειες και τα ζώα τους μέσω ενός έξυπνου κινητού. Ανάλογα με το λογισμικό, μπορούν επίσης να ενσωματωθούν στατιστικά στοιχεία.

2.2.2 Δίκτυα ευρείας περιοχής χαμηλής κατανάλωσης

Ένα δίκτυο ευρείας περιοχής χαμηλής κατανάλωσης (Low Power Wide Area Network – LPWAN) είναι ένας τύπος ασύρματου δικτύου τηλεπικοινωνιών που επιτρέπει στις συνδεδεμένες συσκευές να έχουν δυνατότητες επικοινωνίας μεγάλης εμβέλειας με χαμηλό ρυθμό μετάδοσης. Οι τεχνολογίες LPWAN αναπτύσσονται συνεχώς τα τελευταία χρόνια και έχουν δείξει τεράστιες δυνατότητες για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών στο IoT. Οι τεχνολογίες LPWAN σχεδιάζονται χρησιμοποιώντας αρχιτεκτονικές με σκοπό να ικανοποιήσουν μετάδοση σε μεγάλες αποστάσεις με χαμηλή κατανάλωση ενέργειας. Η κατεύθυνση αυτή έχει ως αποτέλεσμα διάφορους συμβιβασμούς, ιδιαίτερα στο κόστος, την απόδοση και την πολυπλοκότητα υλικού και λογισμικού.

Τα LPWAN χρησιμοποιούνται συνήθως σε εφαρμογές στις έξυπνες πόλεις, στην έξυπνη γεωργία αλλά και σε βιομηχανικές εφαρμογές. Αυτό έρχεται σε αντίθεση με τα ασύρματα δίκτυα ευρείας περιοχής, που χρησιμοποιούνται συνήθως από μεγάλους εταιρικούς οργανισμούς που έχουν απαιτήσεις για μεταφορά περισσότερων δεδομένων ενώ χρησιμοποιούν περισσότερη ισχύ. Παραδείγματα τεχνολογιών LPWAN είναι τα Lora, Sigfox, MlOTy, Wi-SUN, LTE-M και NB-IOT.

Οι παραπάνω τεχνολογίες έχουν εμβέλεια λειτουργίας δέκα ή και περισσότερα χιλιόμετρα και χρησιμοποιούν σχετικά απλά και ελαφριά πρωτόκολλα επικοινωνίας. Για αυτό το λόγο οι συσκευές και το υλικό έχουν σχετικά χαμηλή τιμή, γεγονός που τα καθιστά την

κατάλληλότερη επιλογή για πολλές εφαρμογές. Επιπλέον, οι πομποδέκτες που είναι ενσωματωμένες στις συσκευές απαιτούν μικρή ισχύ, επιτρέποντάς τις να λειτουργούν για ακόμα είκοσι χρόνια αν και συνήθως χρησιμοποιούν μπαταρίες ως πηγή ενέργειας.

Τα LPWAN είναι δίκτυα με περιορισμένους πόρους, επομένως είναι κατάλληλα για εφαρμογές που απαιτούν μικρή επεξεργασία, δεν έχουν μεγάλες απαιτήσεις αποθηκευτικού χώρου και δεν χρειάζονται να συνδέονται συνεχώς στο διαδίκτυο. Μπορούν επίσης να υποστηρίξουν εφαρμογές για μεγάλα χρονικά διαστήματα και έχουν χαμηλό κόστος ανάπτυξης ή χρήσης.

Επιπλέον, οι τεχνολογίες LPWAN διαθέτουν πολλά χαρακτηριστικά που είναι κατάλληλα για επικοινωνία M2M (Machine to Machine). Αυτά τα χαρακτηριστικά μεταφράζονται σε ένα βασικό σύνολο απαιτήσεων, συμπεριλαμβανομένης της διαχείρισης της κυκλοφορίας, της ενεργειακής απόδοσης, των λειτουργιών χαμηλής ισχύος, της εκτεταμένης κάλυψης, της ασφάλειας και της συνεργασίας. Τα LPWAN καλύπτουν ένα σημαντικό τμήμα εφαρμογών που βασίζονται στο IoT οι οποίες χρειάζεται να λειτουργούν σε μεγάλες αποστάσεις και είναι ευαίσθητες τόσο στο κόστος όσο και στην κατανάλωση ενέργειας.

Σε αντίθεση, τα ασύρματα δίκτυα ευρείας περιοχής έχουν διαφορετικές απαιτήσεις για διαφορετικές εφαρμογές, όπως ταχύτητες δεδομένων, κάλυψη και απόδοση ισχύος. Τα κυψελωτά δίκτυα όπως το 3G και το 4G χρησιμοποιούνται κυρίως για τη μετάδοση δεδομένων με υψηλό ρυθμό για μερικά έως δεκάδες χιλιόμετρα.

Μερικές από τις εφαρμογές που μπορούν να χρησιμοποιήσουν τεχνολογίες LPWAN είναι ανεκτικές σε καθυστέρηση (όπως οι έξυπνοι μετρητές), ενώ άλλες εφαρμογές, όπως η ανίχνευση πυρκαγιάς, η ανίχνευση πυρηνικής ακτινοβολίας και η ασφάλεια του σπιτιού, απαιτούν προτεραιότητα και άμεση μετάδοση.

Σε ορισμένες εφαρμογές, ενδέχεται να απαιτείται προγραμματισμός μηνυμάτων προτεραιότητας. Τα δίκτυα LPWAN πρέπει να υποστηρίζουν μηχανισμούς για τη συνύπαρξη διαφορετικών τύπων κίνησης, την απαιτούμενη ποιότητα υπηρεσίας (Quality of Service). Σε ορισμένες εφαρμογές, η κινητικότητα της συσκευής είναι απαραίτητη και απαιτείται για να μπορεί να συνδεθεί οπουδήποτε και να διασφαλίσει την απρόσκοπτη λειτουργία.

Τα δίκτυα LPWAN μπορούν να έχουν πολλές συσκευές συνδεδεμένες σε αυτά ταυτόχρονα, γεγονός που μπορεί να κάνει το δίκτυο αργό και κορεσμένο. Για να γίνει το δίκτυο πιο επεκτάσιμο, οι συσκευές πρέπει να μπορούν να συνδέονται στο δίκτυο με τρόπο που να μην προκαλεί προβλήματα όπως συμφόρηση ή παρεμβολές.

Σε πολλές εφαρμογές LPWAN οι συσκευές πρέπει να μπορούν να λειτουργούν με μπαταρίες για μεγάλο χρονικό διάστημα χωρίς να χρειάζεται επαναφόρτιση. Επομένως θα πρέπει να έχουν πολύ χαμηλό κύκλο λειτουργίας, ώστε να μπορεί να βελτιωθεί η διάρκεια ζωής των συσκευών.

Η κάλυψη ενός ασύρματου δικτύου ώστε να φτάσει σε μεγαλύτερες εκτάσεις ή ακόμα και σε περιοχές γύρω από εμπόδια ή μέσα σε κτίρια είναι πάντα επιθυμητή. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με διάφορους τρόπους στα δίκτυα LPWAN. Εάν υπάρχουν προβλήματα με το σήμα, όπως παρεμβολές, τότε οι αναμεταδόσεις, η ενίσχυση της ισχύος του πομπού και η βελτίωση της ευαισθησίας των κεραιών και των πομποδεκτών μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη βελτίωση του σήματος. Επιπλέον, η μείωση του ρυθμού διαμόρφωσης μπορεί να συμβάλει στην αύξηση της πιθανότητας επιτυχούς ανίχνευσης.

Στις επόμενες υποενότητες θα παρουσιαστούν συνοπτικά τρεις από τις δημοφιλέστερες τεχνολογίες LPWAN, το LoRa, το Sigfox και το NB-IoT. Κάθε ένα από αυτά έχει τα δικά του μοναδικά πλεονεκτήματα και αδυναμίες και η καλύτερη επιλογή για μια συγκεκριμένη εφαρμογή IoT θα εξαρτηθεί από διάφορους παράγοντες όπως το εύρος, η κατανάλωση ενέργειας, το κόστος και η διαθεσιμότητα δικτύου.

2.2.2.1 LoRa

Το LoRa [9] είναι μια τεχνική διαμόρφωσης ραδιοκυμάτων, ουσιαστικά είναι ένας τρόπος χειρισμού ραδιοκυμάτων για την κωδικοποίηση πληροφοριών χρησιμοποιώντας μια μορφή πολλαπλών συμβόλων. Η διαμόρφωση που χρησιμοποιείτε για την μετάδοση του σήματος είναι η Chirp Spread Spectrum (CSS), με την οποία αλλάζει η συχνότητα κατά την μετάδοση ενός συμβόλου. Το LoRa (Long Range) ως όρος μπορεί επίσης να αναφέρεται στα συστήματα που υποστηρίζουν αυτήν την τεχνική διαμόρφωσης ή στο δίκτυο επικοινωνίας που χρησιμοποιούν οι εφαρμογές IoT. Το LoRa ανήκει στην κατηγορία των LPWAN και τα κύρια πλεονεκτήματα του είναι η δυνατότητα λειτουργίας του σε μεγάλη εμβέλεια, η χαμηλή κατανάλωση ενέργειας και η προσιτή τιμή του. Είναι επομένως ιδανικό για συσκευές IoT που βρίσκονται σε απομακρυσμένες ή δυσπρόσιτες περιοχές. Μπορεί επίσης να διεισδύσει μέσα από τοίχους και άλλα εμπόδια, κάτι που είναι χρήσιμο για εφαρμογές όπως οι έξυπνες πόλεις και ο βιομηχανικός αυτοματισμός.

Μια τυπική περίπτωση χρήσης του LoRa είναι σε έξυπνες πόλεις, όπου συσκευές χαμηλής κατανάλωσης συνήθως αισθητήρες, διασκορπίζονται σε μια μεγάλη περιοχή, και στέλνουν μικρά πακέτα δεδομένων σποραδικά σε έναν κεντρικό υπολογιστή. Επιπλέον, η χρήση του LoRa είναι διαδεδομένη σε εφαρμογές έξυπνης γεωργίας, καθώς το κόστος

του δικτύου είναι εξαιρετικά χαμηλό ενώ και η μετάδοση των δεδομένων σε μεγάλες αποστάσεις είναι απαραίτητη στις αγροτικές εκτάσεις. Η χρήση του LoRa αυξάνεται συνεχώς επειδή είναι ένα προσιτό πρωτόκολλο επικοινωνίας μεγάλης εμβέλειας, αμφίδρομης κατεύθυνσης με πολύ χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, επομένως οι συσκευές μπορούν να λειτουργούν ακόμα και για δέκα χρόνια με μια μικρή μπαταρία.

Χρησιμοποιεί τις μη αδειοδοτημένες ζώνες συχνοτήτων ISM (Industrial, Scientific, and Medical) για την ανάπτυξη δικτύου. Αυτό σημαίνει ότι ο καθένας μπορεί να το χρησιμοποιήσει χωρίς να χρειάζεται να πληρώσει για άδεια. Η συχνότητα που χρησιμοποιείται διαφέρει σε κάθε χώρα. Για παράδειγμα, στην Ευρώπη χρησιμοποιούνται συχνότητες των 868MHz, στις Ηνωμένες Πολιτείες συχνότητες των 915 MHz, ενώ σε χώρες τη Ασίας χρησιμοποιούνται συχνότητες των 920 MHz.

Η τοπολογία του δικτύου που χρησιμοποιεί το LoRa είναι αστέρας αστέρων, δηλαδή μία πύλη (gateway) εξυπηρετεί τις κοντινότερες τερματικές συσκευές, ενώ για καλύτερη κάλυψη της περιοχής αλλά και για την επέκταση του δικτύου σε μεγαλύτερες εκτάσεις απαιτούνται περισσότερες πύλες.

Τα βασικά χαρακτηριστικά του LoRa για την ρύθμιση της μετάδοσης ενός μηνύματος είναι τα εξής :

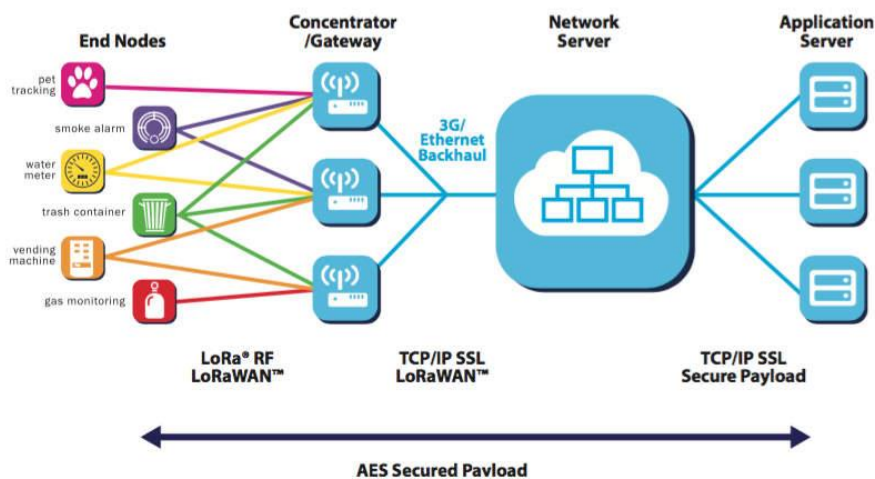
- Spreading Factor. Καθορίζει την διάρκεια για την μετάδοση ενός συμβόλου. Μεγαλύτερες τιμές του Spreading Factor επιτρέπουν την μετάδοση σε μεγαλύτερες αποστάσεις αλλά καταναλώνουν και περισσότερη ενέργεια.
- Transmission Power. Καθορίζει την ένταση του σήματος κατά την μετάδοση. Και σε αυτήν την περίπτωση, μεγαλύτερες τιμές επιτρέπουν την μετάδοση σε μεγαλύτερες αποστάσεις αλλά καταναλώνουν και περισσότερη ενέργεια.
- Coding Rate: Αντιστοιχεί σε πόση επιπλέον πληροφορία θα περιέχεται σε ένα μήνυμα με σκοπό στην ανίχνευση σφαλμάτων κατά την μετάδοση
- Bandwidth: Αντιστοιχεί στο εύρος του καναλιού που χρησιμοποιείται για την μετάδοση.

Το LoRaWAN είναι το πρωτόκολλο δικτύωσης χαμηλής κατανάλωσης, ευρείας περιοχής, κατασκευασμένο πάνω από την τεχνική διαμόρφωσης ραδιοσυχνοτήτων LoRa. Συνδέει ασύρματα συσκευές στο διαδίκτυο και διαχειρίζεται την επικοινωνία μεταξύ συσκευών τερματικού κόμβου και πυλών δικτύου.

Ο ADR (Adaptive Data Rate) είναι ο βασικός μηχανισμός που χρησιμοποιεί το LoRaWAN για την ρύθμιση των παραμέτρων έτσι ώστε

να επιτύχει μετάδοση με καλύτερο ποσοστό επιτυχίας αλλά με βέλτιστη κατανάλωση ενέργειας.

Η αρχιτεκτονική του δικτύου για το LoRaWAN παρουσιάζεται στην Εικόνα 3. Περιλαμβάνει τις τερματικές συσκευές, μία ή περισσότερες πύλες (Gateways) η οποίες είναι συνδεδεμένες στο διαδίκτυο μέσω τοπικού δικτύου ή μέσω δικτύων κινητής τηλεφωνίας. Στο επόμενο στάδιο βρίσκονται ένας ή περισσότεροι Network Server οι οποίοι συγκεντρώνουν τα πακέτα από τις τερματικές συσκευές και τα προωθούν στον αντίστοιχο Application Server ανάλογα με την εφαρμογή.



Εικόνα 3 - Αρχιτεκτονική δικτύου LoRaWAN

Μια τερματική συσκευή μπορεί να συνδεθεί σε ένα δίκτυο LoRaWAN με δύο τρόπους οι οποίοι παρέχουν παράλληλα και ένα επίπεδο κρυπτογράφησης :

Over-The-Air Authentication (OTAA): Μια συσκευή πρέπει να δημιουργήσει δυναμικά ένα κλειδί δικτύου και ένα κλειδί συνεδρίας εφαρμογής για να συνδεθεί με το δίκτυο. Τα κλειδιά αυτά αλλάζουν πριν από κάθε μετάδοση για λόγους ασφάλειας.

Activation By Personalization (ABP): Μια συσκευή είναι κωδικοποιημένη με μόνιμα κλειδιά ασφαλείας που απαιτούνται για την επικοινωνία με το δίκτυο, καθιστώντας την μια λιγότερο ασφαλή αλλά ευκολότερη σύνδεση.

2.2.2.2 Sigfox

Το Sigfox [10] είναι μια άλλη τεχνολογία LPWAN που έχει σχεδιαστεί για συσκευές IoT. Όπως το LoRa, έτσι και το Sigfox λειτουργεί σε ζώνες συχνοτήτων χωρίς άδεια και χρησιμοποιεί διαμόρφωση εξαιρετικά στενής ζώνης για να επιτρέψει την επικοινωνία μεγάλης εμβέλειας. Οι συχνότητες που χρησιμοποιούνται διαφέρουν από

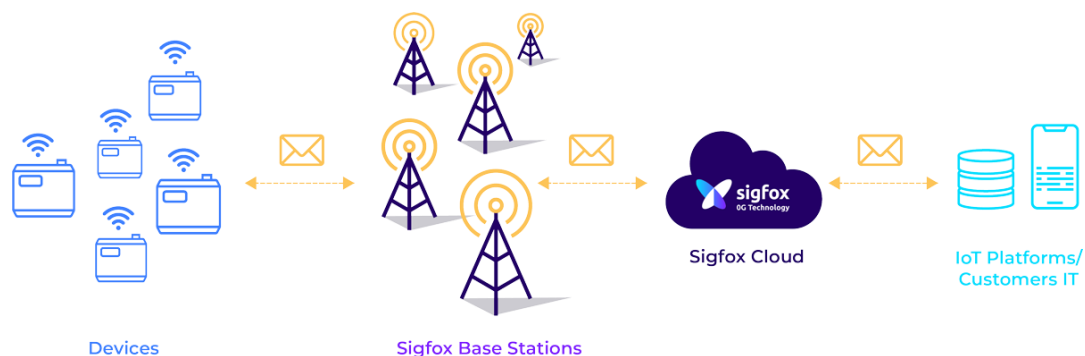
περιοχή σε περιοχή. Για παράδειγμα, στην Ευρώπη χρησιμοποιούνται συχνότητες των 868 MHz ενώ στις Ηνωμένες Πολιτείες χρησιμοποιούνται συχνότητες των 902 MHz.

Ένα από τα πλεονεκτήματα του Sigfox είναι η απλότητά του. Χρησιμοποιεί ένα απλό πρωτόκολλο μετάδοσης, που σημαίνει ότι απαιτεί λιγότερη ενέργεια και είναι λιγότερο περίπλοκο από άλλες τεχνολογίες ασύρματης επικοινωνίας. Αυτό το καθιστά ιδανικό για συσκευές που πρέπει να λειτουργούν με μπαταρία για μεγάλα χρονικά διαστήματα, όπως αισθητήρες και συσκευές παρακολούθησης.

Η Sigfox είναι μια Γαλλική εταιρία πάροχος δικτύου που ιδρύθηκε το 2010, και κατασκευάζει ασύρματα δίκτυα για τη σύνδεση έξυπνων αντικειμένων χαμηλής κατανάλωσης όπως μετρητές ηλεκτρικής ενέργειας και έξυπνα ρολόγια, τα οποία είναι συνεχώς ενεργοποιημένα και είναι συνδεδεμένα στο Διαδίκτυο των Πραγμάτων. Η Sigfox εδρεύει στο Labège κοντά στην Τουλούζη της Γαλλίας και έχει πάνω από 375 υπαλλήλους. Η εταιρεία έχει επίσης γραφεία στη Μαδρίτη, το Σαν Φρανσίσκο, το Σίδνεϊ και το Παρίσι.

Το Sigfox έχει αρκετές ομοιότητες με το LoRa. Για παράδειγμα, η τοπολογία δικτύου του Sigfox είναι και αυτή αστέρα αστέρων. Δηλαδή οι τερματικές συσκευές συνδέονται με την κοντινότερη πύλη, ενώ για να υπάρχει καλύτερη κάλυψη της περιοχής απαιτούνται περισσότερες από μία πύλες.

Επιπλέον, και η αρχιτεκτονική του δικτύου Sigfox μοιάζει αρκετά με αυτήν του LoRaWAN και απεικονίζεται στην Εικόνα 4. Οι τερματικές συσκευές συλλέγουν δεδομένα και τα αποστέλλουν στους κοντινότερους σταθμούς βάσης (Sigfox Base Stations), οι οποίοι στην συνέχεια τα στέλνουν προς το Sigfox Cloud όπου συγκεντρώνονται, επεξεργάζονται και αποθηκεύονται για ανάλυση. Τελικά τα δεδομένα αποστέλλονται στις αντίστοιχες εφαρμογές των τελικών χρηστών. Το Sigfox υποστηρίζεται από ένα παγκόσμιο δίκτυο σταθμών βάσης που επιτρέπουν στις συσκευές IoT να συνδέονται στο διαδίκτυο.



Εικόνα 4 - Αρχιτεκτονική δικτύου Sigfox

2.2.2.3 NB-IoT

Το Narrowband Internet of Things (NB-IoT) είναι ένα πρότυπο τεχνολογίας ραδιοσυχνοτήτων που ανήκει στην κατηγορία των δικτύων

ευρείας περιοχής χαμηλής κατανάλωσης (LPWAN). Αναπτύχθηκε από το 3GPP για συσκευές και υπηρεσίες κινητής τηλεφωνίας. Η τεχνολογία εξελίχθηκε στην έκδοση 3GPP 13 (LTE Advanced Pro), τον Ιούνιο του 2016.

Το NB-IoT εστιάζει ειδικά στην κάλυψη εσωτερικών χώρων, το χαμηλό κόστος, τη μεγάλη διάρκεια ζωής της μπαταρίας και την υψηλή πυκνότητα σύνδεσης. Χρησιμοποιεί ένα υποσύνολο του προτύπου LTE, αλλά περιορίζει το εύρος ζώνης σε μια στενή ζώνη των 200 kHz. Η μετάδοση σήματος γίνεται με διαμόρφωση OFDM για επικοινωνία κατερχόμενη ζεύξης και SC-FDMA για επικοινωνίες άνω ζεύξης.

Οι εφαρμογές IoT που απαιτούν πιο συχνές επικοινωνίες θα εξυπηρετούνται καλύτερα από το NB-IoT, το οποίο δεν έχει περιορισμούς κύκλου λειτουργίας που λειτουργούν στο αδειοδοτημένο φάσμα.

Τον Μάρτιο του 2019, η Global Mobile Suppliers Association (GSA) ανακοίνωσε ότι πάνω από 100 πάροχοι είχαν δίκτυα είτε NB-IoT είτε LTE-M. Αυτός ο αριθμός είχε αυξηθεί σε 142 δίκτυα που έχουν αναπτυχθεί μέχρι τον Σεπτέμβριο του 2019.

Το NB-IoT, ή IoT στενής ζώνης, είναι μια τεχνολογία ευρείας περιοχής χαμηλής ισχύος (LPWAN) που έχει σχεδιαστεί για να παρέχει ασύρματη συνδεσιμότητα για ένα ευρύ φάσμα συσκευών IoT. Είναι μια τεχνολογία κινητής τηλεφωνίας, που σημαίνει ότι λειτουργεί σε υπάρχοντα κυψελωτά δίκτυα και έχει σχεδιαστεί για να χρησιμοποιεί αδειοδοτημένο φάσμα, το οποίο παρέχει καλύτερη ασφάλεια και αξιοπιστία από το μη αδειοδοτημένο φάσμα που χρησιμοποιείται από άλλες τεχνολογίες LPWAN όπως οι LoRa και Sigfox.

Το NB-IoT έχει σχεδιαστεί ειδικά για να παρέχει συνδεσιμότητα χαμηλής κατανάλωσης και χαμηλού εύρους ζώνης για συσκευές IoT που δεν απαιτούν μεταφορά δεδομένων υψηλής ταχύτητας. Αυτό περιλαμβάνει συσκευές όπως αισθητήρες, μετρητές και άλλες συσκευές IoT χαμηλής κατανάλωσης. Επειδή το NB-IoT χρησιμοποιεί διαμόρφωση στενής ζώνης, είναι σε θέση να λειτουργεί σε πολύ στενές ζώνες συχνοτήτων, πράγμα που σημαίνει ότι μπορεί να συνυπάρχει με άλλες υπηρεσίες κινητής τηλεφωνίας χωρίς να παρεμβαίνει σε αυτές.

Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα του NB-IoT είναι η ικανότητά του να παρέχει μεγάλη περιοχή κάλυψης με χαμηλή κατανάλωση ενέργειας. Χρησιμοποιεί μια τεχνολογία που ονομάζεται "εκτεταμένη κάλυψη GSM" (EC-GSM) για να αυξήσει την κάλυψη και τη διείσδυση σε εσωτερικούς χώρους, καθιστώντας το κατάλληλο για συσκευές IoT που βρίσκονται σε δυσπρόσιτες περιοχές. Το NB-IoT υποστηρίζει επίσης πολλαπλές συσκευές σε ένα μόνο δίκτυο, γεγονός που το καθιστά οικονομικά αποδοτικό για μεγάλης κλίμακας εφαρμογές IoT.

Ένα άλλο πλεονέκτημα του NB-IoT είναι τα χαρακτηριστικά ασφαλείας του. Ως αδειοδοτημένη τεχνολογία κινητής τηλεφωνίας, το NB-IoT παρέχει ασφάλεια και κρυπτογράφηση από άκρο σε άκρο, γεγονός που το καθιστά πιο ασφαλές από τις τεχνολογίες LPWAN χωρίς άδεια. Υποστηρίζει επίσης λειτουργίες όπως έλεγχος ταυτότητας συσκευής,

έλεγχος πρόσβασης και ασφαλείς ενημερώσεις υλικολογισμικού over-the-air (OTA), οι οποίες είναι σημαντικές για ασφαλείς αναπτύξεις IoT.

Συνολικά, το NB-IoT είναι μια ισχυρή και αξιόπιστη τεχνολογία ασύρματης συνδεσιμότητας που είναι κατάλληλη για ένα ευρύ φάσμα εφαρμογών IoT. Η χαμηλή κατανάλωση ενέργειας, η εκτεταμένη κάλυψη και η υποστήριξη δικτύου κινητής τηλεφωνίας το καθιστούν ιδανική επιλογή για μεγάλης κλίμακας αναπτύξεις IoT σε βιομηχανίες όπως οι έξυπνες πόλεις, ο βιομηχανικός αυτοματισμός, οι έξυπνοι μετρητές και η παρακολούθηση περιουσιακών στοιχείων.

2.2.3 Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα

Η τεχνολογία έχει αλλάξει με την πάροδο του χρόνου και τα Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα (MEA) (Unmanned Aerial Vehicles - UAV) είναι ένα αναπόσπαστο κομμάτι της εξέλιξης αυτής. Σήμερα, η γεωργία είναι μια από τις σημαντικότερες βιομηχανίες που ενσωματώνουν MEA[11]. Τα αεροσκάφη αυτά χρησιμοποιούνται στη γεωργία για να ενισχύσουν διάφορες γεωργικές πρακτικές. Εκτός από το ορατό φάσμα, τα MEA έχουν την δυνατότητα να συλλέξουν πολυφασματικές και θερμικές φωτογραφίες κατά τη διάρκεια μίας πτήσης. Είναι ένα από τα πιο πολλά υποσχόμενα επιτεύγματα για την σύνδεση και εξέλιξη της τεχνολογίας στην έξυπνη γεωργία.

Τα αεροσκάφη είναι καλύτερα εξοπλισμένα από τα αεροπλάνα που χρησιμοποιούνταν παλαιότερα για αντίστοιχες εφαρμογές. Επιπλέον, δίνουν περισσότερες πληροφορίες και από τους δορυφόρους καθώς η συλλογή τους γίνεται από πολύ πιο κοντινή απόσταση.

Οι τρόποι επίγειων και εναέριων μέσων που χρησιμοποιούνται στη γεωργία είναι κυρίως για την αξιολόγηση της υγείας των καλλιεργειών, την άρδευση, την παρακολούθηση των καλλιεργειών, τον ψεκασμό των καλλιεργειών, τη φύτευση και την ανάλυση του εδάφους του χωραφιού.

Τα κύρια οφέλη από τη χρήση των MEA περιλαμβάνουν την απεικόνιση της υγείας των καλλιεργειών μέσω της ολοκληρωμένης χαρτογράφησης με τη χρήση Συστημάτων Γεωγραφικών Πληροφοριών (ΓΣΠ) (Geographic Information Systems - GIS). Με τη στρατηγική και τον προγραμματισμό που βασίζεται στη συλλογή και επεξεργασία δεδομένων σε πραγματικό χρόνο, η χρήση των MEA, θα αναδείξει πολλές νέες καινοτομίες στη γεωργία.

Για παράδειγμα, το PrecisionHawk είναι μία εμπορική υπηρεσία που χρησιμοποιεί MEA για τη συλλογή πολύτιμων δεδομένων μέσω μιας σειράς αισθητήρων που χρησιμοποιούνται για την απεικόνιση, τη χαρτογράφηση και την επισκόπηση της γεωργικής γης. Οι αγρότες εισάγουν τις λεπτομέρειες του πεδίου που θέλουν να ερευνήσουν και τα αεροσκάφη εκτελούν την απαραίτητη πτήση για την συλλογή των πληροφοριών.

Από τα δεδομένα του ΜΕΑ, μπορούν να αντληθούν πληροφορίες σχετικά με τους δείκτες υγείας των φυτών, την πρόβλεψη απόδοσης, τη μέτρηση του ύψους των φυτών, τη χαρτογράφηση του εδάφους, τη χαρτογράφηση δεξαμενών νερού, τη μέτρηση αποθεμάτων, τη μέτρηση χλωροφύλλης, την περιεκτικότητα σε άζωτο στο σιτάρι, την χαρτογράφηση ζιζανίων και πολλών άλλων χρήσιμων πληροφοριών.

Εκτός από τις δυνατότητες επιτήρησης, τα αεροσκάφη μπορούν επίσης να εκτελέσουν μεγάλο αριθμό εργασιών που απαιτούσαν προηγουμένως ανθρώπινη εργασία: φύτευση καλλιεργειών, καταπολέμηση παρασίτων και λοιμώξεων, ψεκασμός καλλιέργειας [12].

Όλες οι πληροφορίες που συλλέγονται μπορούν να προβληθούν σε ένα εύχρηστο και φιλικό περιβάλλον για τους αγρότες από οπουδήποτε για να αναλύσουν τα δεδομένα και να αποφασίσουν ανάλογα.

2.2.4 Μη Επανδρωμένα Οχήματα

Τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα (ΜΕΟ) (Unmanned Ground Vehicles - UGV) διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο στη βιομηχανία και πλέον υπάρχουν πολλοί διαφορετικοί τύποι για διάφορες εφαρμογές. Για παράδειγμα, υπάρχουν βιομηχανικά ρομπότ, τα οποία χρησιμοποιούνται σε βιομηχανικά περιβάλλοντα για να κάνουν εργασίες όπως η συγκόλληση και η κοπή. Υπάρχουν όμως και προσωπικά ρομπότ, τα οποία προορίζονται για χρήση από ανθρώπους. Τα συγκεκριμένα ΜΕΟ μπορούν να βοηθήσουν με πράγματα όπως το να μαζεύουν αντικείμενα ή να καθαρίζουν το σπίτι. Τα τηλεκατευθυνόμενα οχήματα μπορούν να επικοινωνούν μεταξύ τους, αλλά και με άλλες συσκευές μέσω του διαδικτύου, κάτι που τα βοηθά να αναπτύξουν και να χρησιμοποιούν πιο εύκολα έξυπνες τεχνολογίες. Στην ουσία υπάρχουν πολλές εφαρμογές που πραγματοποιούνται με τη χρήση μη επανδρωμένων τεχνολογικών μέσων.

Τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα είναι μέρος της καθημερινής ζωής σε πολλές φάρμες τα τελευταία χρόνια, και συμβάλλουν να καταστήσουν την γεωργία βιώσιμη στις ανεπτυγμένες χώρες. Μπορούν να συλλέξουν πληροφορίες από μία καλλιέργεια με τους αισθητήρες που διαθέτουν αλλά και να πραγματοποιήσουν κάποιες εργασίες [13]. Για παράδειγμα, εκτός από την παρακολούθηση των καλλιεργειών, υπάρχουν ΜΕΟ που βοηθούν στην σπορά [14], αλλά και στην συγκομιδή μίας καλλιέργειας [15]. Επιπλέον, υπάρχουν ΜΕΟ που εξειδικεύονται στον εντοπισμό και στην καταστροφή των ζιζανίων από τους αγρούς. Όλα τα παραπάνω συμβάλλουν στην αύξηση τόσο του εισοδήματος όσο και των αποδόσεων.



Εικόνα 5 - Μη Επανδρωμένο Όχημα που βοηθάει στη συγκομιδή

Όλα αυτά τα ηλεκτρικά αυτόνομα οχήματα είναι μία μορφή τεχνολογίας που μπορεί να είναι ακόμα σε αρχικό στάδιο, αλλά είναι εξαιρετικά ελπιδοφόρα για τη γεωργία. Τα καινοτόμα οχήματα είναι χαμηλών εκπομπών ρύπων, λειτουργούν αποτελεσματικά και ανεξάρτητα, ενώ παράλληλα προστατεύουν το έδαφος.

2.2.5 Υπολογιστική Νέφος

Το Διαδίκτυο των Πραγμάτων (IoT) υπόσχεται να υλοποιήσει την σύνδεση δισεκατομμυρίων έξυπνων μηχανών και συσκευών για να μοιράζονται πληροφορίες, να λειτουργούν αυτόνομα αλλά και να μπορούν να ελέγχουν τις λειτουργίες μεταξύ τους όταν είναι επιθυμητό. Αυτό μπορεί να βελτιώσει εφαρμογές όπως συνδεδεμένα συστήματα οικιακού αυτοματισμού, υγειονομική περίθαλψη, γεωργία, επιτήρηση ασφαλείας και συστήματα ηλεκτρικού δικτύου ή κρίσιμων υποδομών.

Μία πρόκληση για τις συσκευές του IoT είναι η διαχείριση και η ερμηνεία του τεράστιου όγκου πληροφοριών που παράγουν οι συσκευές λόγω της συνεχούς επικοινωνίας με το διαδίκτυο. Μία άλλη πρόκληση είναι η αποθήκευση των τεράστιων παραγόμενων δεδομένων. Σε αρκετές περιπτώσεις τα συστήματα απαιτούν μεγάλο όγκο πληροφοριών με αποτέλεσμα να υπάρχουν υψηλές απαιτήσεις για αποθηκευτικό χώρο.

Το Cloud Computing και το IoT εξαπλώθηκαν παγκοσμίως και επεκτάθηκαν γρήγορα τα τελευταία χρόνια. Τα χαρακτηριστικά τους δείχνουν ότι μπορεί να είναι εξαιρετικά όταν συνδυάζονται ενώ

πολλές διαφορετικές εφαρμογές μπορούν να επωφεληθούν από μία τέτοια συνεργασία (Εικόνα 6).



Εικόνα 6 - Υπολογιστική νέφος

Το IoT χρησιμοποιεί ειδικό λογισμικό για να κάνει πολλά πράγματα ταυτόχρονα. Ωστόσο, επειδή υπάρχουν τόσες πολλές διαφορετικές συσκευές συνδεδεμένες στο IoT, ενδέχεται να μην μπορεί από μόνο του να διαθέτει τους απαραίτητους πόρους για όλες τις απαιτούμενες εργασίες.

Η Υπολογιστική Νέφος (Cloud Computing) είναι ένας τρόπος χρήσης της τεχνολογίας για την αποτελεσματική αποθήκευση και διαχείριση των δεδομένων. Αυτό είναι χρήσιμο για πολλές εφαρμογές IoT, που χρειάζονται πολλά δεδομένα τα οποία προέρχονται από πολλές διαφορετικές συσκευές.

Επιπλέον, δεδομένου ότι πολλές από τις συλλεγόμενες πληροφορίες αφορούν φωτογραφίες ή βίντεο απαιτούνται ακόμα περισσότεροι πόροι αποθήκευσης και επεξεργασίας. Επίσης, πολλές υπηρεσίες IoT με κρίσιμες εργασίες απαιτούν υψηλή απόκριση και επεξεργασία. Επομένως, σε αυτές τις περιπτώσεις η αποτελεσματική διαχείριση τους από υποδομές Cloud Computing είναι σημαντική.

Το Cloud Computing έχει πολλά πλεονεκτήματα και μερικά από αυτά είναι :

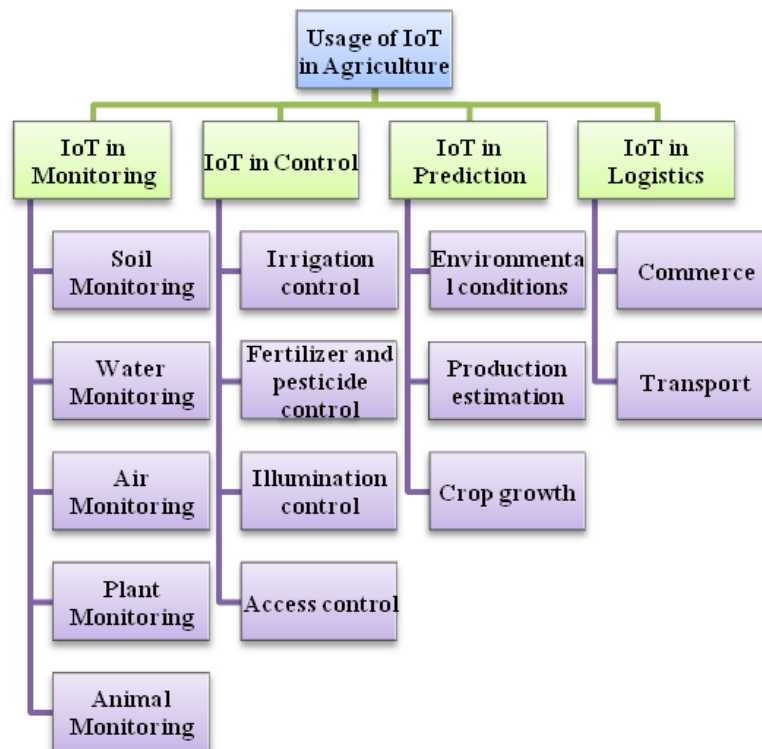
- Διάθεση πόρων ανάλογα με τις ανάγκες. Υπάρχει η δυνατότητα να γίνει προσαρμογή στον αποθηκευτικό χώρο, στην υπολογιστική ισχύ ή σε κάποιο άλλου είδους πόρου ανάλογα με τις ανάγκες της εφαρμογής. Η αλλαγή μπορεί να γίνει ακόμα και δυναμικά, δηλαδή να αυξάνεται ή να μειώνεται ανάλογα με τις ανάγκες την δεδομένη χρονική στιγμή.
- Χαμηλότερο κόστος και εξοικονόμηση ενέργειας. Χρησιμοποιώντας υπολογιστή χαμηλού κόστους, και με την ελαχιστοποίηση των διαθέσιμων ενεργειακών πόρων καταφέρνει το καλύτερο αποτέλεσμα με την καλύτερη δυνατή διαθεσιμότητα των πόρων.

- Απόρρητο και ασφάλεια. Όλες οι υπηρεσίες αναπτύσσονται με γνώμονα το απόρρητο και την ασφάλεια των δεδομένων σε μεγαλύτερο βαθμό σε σχέση με την παραδοσιακή υπηρεσία φιλοξενίας.
- Διαθεσιμότητα. Το λογισμικό και τα δεδομένα αποθηκεύονται σε απομακρυσμένους διακομιστές, ώστε οι ενδιαφερόμενοι να έχουν πρόσβαση σε αυτά από οπουδήποτε και οποιαδήποτε χρονική στιγμή.

2.3 Παραδείγματα εφαρμογών στην Έξυπνη Γεωργία

Υπάρχουν πάρα πολλά παραδείγματα έξυπνης γεωργίας που βασίζονται σε τεχνολογίες του Διαδικτύου των Πραγμάτων. Κάποια από αυτά είναι σχετικά απλά όπως οι μετεωρολογικοί σταθμοί, που συνδυάζουν διάφορους αισθητήρες για την παρακολούθηση των κλιματικών συνθηκών της περιοχής ή και για την πρόβλεψη του καιρού τις επόμενες ημέρες. Κάποια άλλα είναι πιο σύνθετα όπως η χρήση Μη Επανδρωμένων Αεροσκαφών σε συνδυασμό με Μη Επανδρωμένα Οχήματα για την παρακολούθηση μίας καλλιέργειας αλλά και για την πραγματοποίηση κάποιων αγροτικών εργασιών.

Στην Εικόνα 7, παρουσιάζεται μία κατηγοριοποίηση της χρήσης του IoT (Internet of Things) στη γεωργία [16].



Εικόνα 7 - Χρήση του Διαδικτύου των Πραγμάτων στη γεωργία

Στις επόμενες υποενότητες παρουσιάζουμε συνοπτικά κάποιες από τις πιο δημοφιλή εφαρμογές της έξυπνης γεωργίας.

2.3.1 Τηλεπισκόπηση καλλιεργειών

Ο όρος τηλεπισκόπηση χρησιμοποιούνταν παλαιότερα ως επί το πλείστον στη χρήση δορυφορικών αισθητήρων ικανών να ανιχνεύουν και να παρακολουθούν τα φυσικά χαρακτηριστικά μιας περιοχής με μέτρηση της ανακλώμενης και εκπεμπόμενης ακτινοβολίας από την περιοχή στόχο. Ακόμα και τώρα όμως οι δορυφόροι μπορούν να παίξουν σημαντικό ρόλο στην συλλογή δεδομένων για ανάγκες τηλεπισκόπησης των καλλιεργειών ιδιαίτερα σε μεγάλη κλίμακα [17].

Τα τελευταία χρόνια στις μεθόδους τηλεπισκόπησης έχουν αναλάβει ενεργό ρόλο και τα Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα [18] που μπορούν να σαρώσουν από κοντινή απόσταση αρκετά στρέμματα γης μέσα σε λίγα λεπτά. Χρησιμοποιώντας πολυφασματικές φωτογραφικές μηχανές μπορούν να συλλέξουν πληροφορίες που δεν μπορεί να δει ο άνθρωπος.

Πληροφορίες από αισθητήρες εδάφους τοποθετημένους διάσπαρτα σε μία καλλιέργεια είναι και αυτές χρήσιμες για μία ολοκληρωμένη εικόνα. Οι αισθητήρες εδάφους παρακολουθούν διάφορους παραμέτρους όπως είναι η υγρασία εδάφους, το pH και τα θρεπτικά στοιχεία.

Όλα αυτά τα δεδομένα θα πρέπει να συλλεχθούν και να αποσταλούν προς μία υποδομή Υπολογιστικού Νέφους με σκοπό αφού επεξεργαστούν, να μπορούν να προβάλλουν την πληροφορία προς τον τελικό χρήστη σε ένα εύχρηστο και φιλικό περιβάλλον.

Οι τεχνικές τηλεπισκόπησης χρησιμοποιούνται κυρίως στην παρακολούθηση της καλλιέργειας και την εξαγωγή συμπερασμάτων για την κατάσταση της. Βοηθούν στην αύξηση της παραγωγικότητας, στην πρόληψη ασθενειών και στην καλύτερη διαχείριση των γεωργικών πόρων [19].

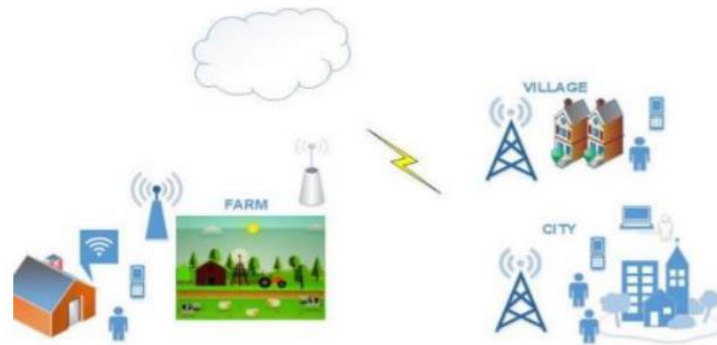
Μπορεί επίσης να βοηθήσει στην χαρτογράφηση των κλιματικών συνθηκών, την επιλογή των κατάλληλων καλλιεργειών ανά περιοχή και τη λήψη των απαιτούμενων μέτρων για τη βελτίωση της ικανότητάς τους.

2.3.2 Έξυπνη άρδευση

Συνήθως, οι αγρότες χρησιμοποιούσαν μέχρι τώρα χειροκίνητη παρέμβαση για τον έλεγχο του περιβάλλοντος μίας καλλιέργειας. Η χρήση αισθητήρων IoT τους επιτρέπει να λαμβάνουν ακριβείς πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο σχετικά με τις συνθήκες της όπως θερμοκρασία, υγρασία εδάφους αλλά και ατμόσφαιρας, ηλιακή ακτινοβολία και πολλά άλλα.

Η εφαρμογή των αυτοματισμών είναι ιδιαίτερα συνηθισμένη σε θερμοκήπια, όπου το κλειστό περιβάλλον αλλά και το μικρότερο σχετικά μέγεθος το επιτρέπουν με περισσότερη ευκολία. Τα συστήματα

αυτοματισμού θερμοκηπίου χρησιμοποιούν παρόμοια αρχή, είναι πολύ συνηθισμένα ενώ υπάρχουν πολλές διαθέσιμες εμπορικές εφαρμογές.



Εικόνα 8-Αυτοματισμός θερμοκηπίου

Το GreenIQ είναι ένα παράδειγμα εμπορικής λύσης που προσφέρει αυτοματισμό θερμοκηπίου χρησιμοποιώντας έξυπνους αισθητήρες γεωργίας. Η GreenIQ, είναι μια καινοτόμος εταιρεία τεχνολογίας που παρέχει έξυπνες λύσεις άρδευσης για οικιακή και εμπορική χρήση. Το προϊόν τους είναι ένας έξυπνος ελεγκτής άρδευσης που έχει σχεδιαστεί για να βοηθά τους χρήστες να εξοικονομούν νερό, χρόνο και χρήματα.

Εφαρμογές αυτόματης άρδευσης είναι από τις πιο συνηθισμένες στην έξυπνη γεωργία ενώ υπάρχουν και πολλές ερευνητικές εργασίες [20,21]. Τα πλεονεκτήματα της περιλαμβάνουν τη δυνατότητα προσαρμογής των προγραμμάτων άρδευσης με βάση τα δεδομένα καιρού σε πραγματικό χρόνο, τα επίπεδα υγρασίας του εδάφους και άλλους περιβαλλοντικούς παράγοντες. Αυτό βοηθά να διασφαλιστεί ότι τα φυτά και οι καλλιέργειες λαμβάνουν τη βέλτιστη ποσότητα νερού, μειώνοντας τα απόβλητα και διασφαλίζοντας την υγιή ανάπτυξη [22].

Αυτού του είδους οι αυτοματισμοί μπορούν να συνδυαστούν με εφαρμογές τηλεπισκόπησης ώστε να ενημερώνονται οι ενδιαφερόμενοι σε κάθε χρονική στιγμή. Για παράδειγμα, οι αγρότες μπορούν να παρακολουθούν και να ελέγχουν εξ αποστάσεως το σύστημα άρδευσης, κάνοντας προσαρμογές όπου απαιτείται και διασφαλίζοντας ότι τα φυτά τους λαμβάνουν το νερό που χρειάζονται ανά πάσα χρονική στιγμή, ενώ παράλληλα εξοικονομούν νερό, χρήματα και ελαχιστοποιούν τις περιβαλλοντικές επιπτώσεις.

2.3.3 Αυτοματισμοί ψεκασμού και λίπανσης

Εργασίες οι οποίες μέχρι τώρα αποτελούσαν μία χειρωνακτική εργασία με πολλές απαιτούμενες ανθρωπόωρες έχουν αρχίσει να αντικαθίστανται από αυτοματισμούς με σύγχρονα τεχνολογικά μέσα όπως είναι τα Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα και τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα.

Η χρήση των ΜΕΑ για τον ψεκάσμο σε καλλιέργειες παρουσιάζουν αρκετά πλεονεκτήματα σε σχέση με τις παραδοσιακές μεθόδους [23]. Για παράδειγμα, ο ψεκάσμος με ΜΕΑ πραγματοποιείται από τους αγρότες από μακρινή και ασφαλή απόσταση καθώς δεν τους φέρνει σε άμεση επαφή με τα φυτοφάρμακα που χρησιμοποιούνται. Επιπλέον, κατά τον ψεκάσμο με ΜΕΑ μπορούν να χρησιμοποιηθούν χάρτες που έχουν προετοιμαστεί νωρίτερα και αποτυπώνουν την κατάσταση της υγείας της καλλιέργειας. Με αυτόν τον τρόπο μπορεί να πραγματοποιηθεί ψεκάσμος μόνο σε σημεία της καλλιέργειας που χρειάζονται, εξοικονομώντας έτσι χρήματα αλλά ελαττώνοντας παράλληλα το περιβαλλοντολογικό αποτύπωμα.

Υπάρχουν πολλές ερευνητικές εργασίες αλλά πλέον και εμπορικές εφαρμογές για αυτοματισμούς ψεκασμών βασισμένη σε ΜΕΑ. Για παράδειγμα, οι ερευνητές στο [24] έχουν αναπτύξει ένα σύστημα ΜΕΑ για τον ψεκάσμο σε δέντρα με ροδάκινα, ενώ το [25] μελετά την βελτίωση της απόδοσης ενός συστήματος ψεκασμού σε αμπελώνες.

Η χρήση των ΜΕΑ είναι χρήσιμη και για την λίπανση της καλλιέργειας. Και σε αυτήν την περίπτωση μπορούν να χρησιμοποιηθούν χάρτες που έχουν παραχθεί και αποτυπώνουν την ανάγκη λίπανσης σε διάφορα σημεία της καλλιέργειας. Υπάρχουν ήδη αρκετές ερευνητικές μελέτες με την χρήση ΜΕΑ για την λίπανση μίας καλλιέργειας [26,27].



Εικόνα 9 – Μη Επανδρωμένο Αερόχημα πραγματοποιεί ψεκάσμο στις καλλιέργειες

Και τα ΜΕΟ όμως χρησιμοποιούνται συχνά σε μελέτες για των ψεκάσμο φυτοφαρμάκων ή για την λίπανση των καλλιεργειών καθώς προσφέρουν πλεονεκτήματα παρόμοια με αυτά των ΜΕΑ. Για παράδειγμα, οι ερευνητές στο [28] μελετούν την χρήση ενός αυτόματου μηχανισμού ψεκασμού πάνω σε ένα Μη Επανδρωμένο Όχημα. Η ερευνητική εργασία [29] παρουσιάζει ένα αυτόνομο ρομποτικό όχημα που αναπτύχθηκε και είναι ικανό και για των ψεκάσμο φυτοφαρμάκων αλλά και για την πραγματοποίησης λίπανσης στο χωράφι.

Τέλος, υπάρχουν και προσπάθειες συνεργασίας ΜΕΑ με ΜΕΟ για την πραγματοποίηση αυτοματοποιημένου ψεκασμού και λίπανσης [30]. Σε αυτές τις περιπτώσεις, συνήθως το ΜΕΑ χρησιμοποιείται για να παρέχει έναν αναλυτικό χάρτη για την κατάσταση της υγείας της καλλιέργειας ενώ το ΜΕΟ αναλαμβάνει τον ψεκασμό χρησιμοποιώντας φυτοφάρμακο στον βαθμό που αυτό χρειάζεται ανάλογα με τον χάρτη.

2.3.4 Αυτοματισμοί σποράς και συγκομιδής

Ανάλογες εφαρμογές υπάρχουν και για την σπορά με χρήση ΜΕΑ [31,32] αυτοματοποιώντας έτσι μία διαδικασία που αν και δεν ήταν ιδιαίτερα χρονοβόρα έγινε πλέον πολύ απλή για αρκετά είδη καλλιέργειας. Η σπορά με χρήση ΜΕΑ είναι εφικτή όταν δεν χρειάζεται ακρίβεια στην τοποθέτηση των φυτών όπως για παράδειγμα είναι οι καλλιέργειες με σιτάρι ή ρύζι. Εκτός από την χρήση των ΜΕΑ για σπορά σε καλλιέργειες, μπορούν να χρησιμοποιηθούν και για σπορά δέντρων σε δασικές εκτάσεις [33].

Η χρήση των ΜΕΟ για την σπορά [34,35] είναι και αυτή μία από τις συνηθισμένες πλέον εφαρμογές. Καθώς τα ΜΕΟ είναι συνήθως ελαφριές κατασκευές σε σχέση με τα κλασικά γεωργικά μηχανήματα έχουν το πλεονέκτημα ότι δεν προκαλούν την συμπίεση του εδάφους κατά την σπορά ενώ παράλληλα μπορούν να πραγματοποιήσουν την τοποθέτηση των φυτών με μεγάλη ακρίβεια.

Η συγκομιδή της καλλιέργειας είναι και αυτή μία μονότονη και κουραστική εργασία που απαιτεί αρκετές εργατοώρες από έμπειρο προσωπικό. Σε αυτό τον τομέα έρχονται να δώσουν λύσεις ρομποτικοί μηχανισμοί που μπορούν να δουλεύουν αυτόνομα σε όλη την διάρκεια της ημέρας. Υπάρχουν πολλά παραδείγματα ΜΕΟ που χρησιμοποιούν μηχανική όραση για την αναγνώριση των ώριμων προϊόντων που είναι έτοιμα για συγκομιδή. Για παράδειγμα, οι συγγραφείς στο [36] παρουσιάζουν ένα ρομποτικό μηχανισμό που έχει την δυνατότητα να μαζεύει τις ώριμες πιπεριές σε μία καλλιέργεια σε θερμοκηπίου (Εικόνα 10).



Εικόνα 10 – Μη Επανδρωμένο Όχημα για την συγκομιδή πιπεριών

2.3.5 Ανίχνευση ασθενειών και ζιζανίων

Η ανίχνευση ασθενειών με χρήση τεχνολογιών του Διαδικτύου των Πραγμάτων είναι μία από τις σημαντικότερες εφαρμογές που μπορούν να βοηθήσουν τον παραγωγό.

Οι περισσότερες μέθοδοι βασίζονται σε αλγόριθμους μηχανικής μάθησης και κυρίως μηχανικής όρασης που είναι σε θέση να αναγνωρίσουν την καταπόνηση της καλλιέργειας με χρήση φωτογραφιών. Σε πολλές περιπτώσεις ένας αλγόριθμος μηχανικής όρασης μπορεί να αναγνωρίσει με ακρίβεια και την ασθένεια. Ένα ιδανικό σενάριο θα ήταν η χρήση ΜΕΟ με δυνατότητα μηχανικής όρασης να περιπλανούνται μέσα στην καλλιέργεια και να επιτηρούν τα φυτά για την αναγνώριση ασθενειών. Με βάση τα δεδομένα που συλλέγονται μπορούν να δημιουργηθούν χάρτες οι οποίοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ενημέρωση των αγροτών αλλά και για την εφαρμογή φυτοφαρμάκων με ακρίβεια με χρήση ΜΕΑ.

Ανάλογη τεχνολογία μπορεί να χρησιμοποιηθεί και για την ανίχνευση ζιζανίων μέσα σε μία καλλιέργεια. Επιπλέον, αυτόνομοι ρομποτικοί μηχανισμοί μπορούν να αναλάβουν την καταστροφή των ζιζανίων είτε μέσω ψεκασμών είτε απλώς ξεριζώνοντας τα.

Υπάρχουν πολλές ερευνητικές εργασίες για τον εντοπισμό ζιζανίων με χρήση ΜΕΑ [37,38] αλλά και με χρήση ΜΕΟ [39]. Επιπλέον, υπάρχουν αρκετές ερευνητικές εργασίες που χρησιμοποιούν ΜΕΟ για τον εντοπισμό και την καταπολέμηση των ζιζανίων [40] (Εικόνα 11).



Εικόνα 11 – Μη Επανδρωμένο Όχημα για την εντοπισμό και καταπολέμηση των ζιζανίων

2.3.6 Παρακολούθηση και διαχείριση βοοειδών

Εκτός από την παρακολούθηση των καλλιεργειών, υπάρχει και η δυνατότητα παρακολούθησης της υγείας σε μία κτηνοτροφική μονάδα. Για παράδειγμα, υπάρχουν διάφοροι αισθητήρες που μπορούν να παρακολουθήσουν την υγεία των ζώων και να καταγράψουν τις διατροφικές τους συνήθειες.

Η παρακολούθηση των ζώων βοηθάει στη συλλογή δεδομένων σχετικά με την υγεία τους, την ευεξία τους και τη διατροφή τους. Για παράδειγμα, τέτοιοι αισθητήρες μπορούν να αναγνωρίσουν τα άρρωστα ζώα, έτσι ώστε οι αγρότες να μπορούν να τα χωρίσουν από το κοπάδι και να αποφύγουν τη μόλυνση στα υπόλοιπα.

Στη παρακολούθηση και διαχείριση των βοοειδών χρησιμοποιείται σε μεγάλη κλίμακα και το έξυπνο κολλάρο [41]. Το έξυπνο κολλάρο είναι μια τεχνολογική συσκευή που σχεδιάστηκε για την παρακολούθηση της υγείας και της δραστηριότητας των κατοικίδιων και των βοοειδών. Αποτελείται από διάφορους αισθητήρες που μετρούν τη θερμοκρασία του σώματος, την καρδιακή συχνότητα, τη δραστηριότητα και άλλες παραμέτρους.

Τα δεδομένα από το έξυπνο κολλάρο μπορούν να σταλούν σε ένα κινητό τηλέφωνο ή έναν υπολογιστή, ώστε οι ιδιοκτήτες να μπορούν να παρακολουθούν την υγεία και τη δραστηριότητα των ζωντανών από απόσταση.

Με τη χρήση του έξυπνου κολλάρου, οι ιδιοκτήτες ή οι κτηνοτρόφοι μπορούν να παρακολουθούν τη δραστηριότητα του κατοικίδιου ή του βοοειδούς τους, να εντοπίζουν προβλήματα υγείας και να αξιολογούν την απόδοσή του σε δραστηριότητες όπως περπάτημα, τρέξιμο και παιχνίδι. Επιπλέον, το έξυπνο κολλάρο μπορεί να χρησιμοποιηθεί για

την εντοπισμό του κατοικίδιου ή του βοοειδούς, σε περίπτωση που χαθεί ή τραυματιστεί.

Συνοψίζοντας, το έξυπνο κολάρο αποτελεί ένα πολλά υποσχόμενο εργαλείο για τη βελτίωση της φροντίδας των κατοικίδιων και των ζώων, καθώς και για τη βελτίωση της απόδοσης και της παραγωγικότητας.



Εικόνα 12 - Βοοειδή με έξυπνο κολάρο

Κεφάλαιο 3: Καλλιέργεια Μανιταριών

Ο τομέας της επιστήμης που ασχολείται με τα μανιτάρια ονομάζεται μυκολογία (mycology) καθώς τα μανιτάρια αποτελούν ένα είδος μύκητα. Η μυκοτεχνολογία (Mycotechnology) είναι ένα υποσύνολο της μυκολογίας που επικεντρώνεται στη χρήση των μυκήτων για βιομηχανικούς και εφαρμοσμένους σκοπούς. Στη μυκοτεχνολογία, οι μύκητες χρησιμοποιούνται για ποικίλους σκοπούς, όπως η παραγωγή τροφής, φαρμάκων, χημικών ουσιών, και άλλων προϊόντων. Για παράδειγμα, η μυκητολογική έρευνα οδήγησε στην ανάπτυξη αντιβιοτικών φαρμάκων όπως η πενικιλίνη, η στρεπτομυκίνη και η τετρακυκλίνη, καθώς και άλλα φάρμακα, συμπεριλαμβανομένων των στατινών (φάρμακα που μειώνουν τη χοληστερόλη). Η σύνδεση μεταξύ της μυκοτεχνολογίας και των μανιταριών προέρχεται από το γεγονός ότι η μελέτη, η ανάπτυξη και η εφαρμογή αυτού του τομέα βασίζεται σε μεγάλο βαθμό στα μανιτάρια.

Η δυνατότητα των μανιταριών για διαφορετικές βιοτεχνολογικές και ιατρικές χρήσεις είναι ένας τομέας που διερευνάται εδώ και πολλά χρόνια. Η δυνατότητα δημιουργίας βιοδραστικών ουσιών με φαρμακολογικές ιδιότητες, όπως αντιβιοτικά, αντικαρκινικά φάρμακα, ανοσοτροποποιητές και αντιοξειδωτικά, έχει αποδειχθεί για διάφορα είδη μανιταριών. Για να κατανοήσουν τα θεραπευτικά τους αποτελέσματα και να δημιουργήσουν νέα προϊόντα, οι ερευνητές εξετάζουν τη βιοχημεία και τη γενετική των μανιταριών.

Επιπλέον, πολλά είδη μανιταριών αποτελούν εξαιρετικό συστατικό στην μαγειρική, καθώς δίνουν μία ευχάριστη γεύση στις συνταγές ενώ παράλληλα περιέχουν πολλά θρεπτικά συστατικά χρήσιμα για την υγεία. Συγκεκριμένα, τα μανιτάρια είναι πλούσια σε θρεπτικά συστατικά, πρωτεΐνες, μέταλλα και βιταμίνες (B, C και D) [42]. Περισσότερα από 200 είδη βρώσιμων μανιταριών χρησιμοποιούνται ως συστατικά σε παραδοσιακές συνταγές σε όλο τον κόσμο [43], αλλά μόνο 35 είδη καλλιεργούνται συστηματικά σε θερμοκήπια σε περιορισμένα περιβάλλοντα [44].

Η έξυπνη καλλιέργεια μανιταριών περιλαμβάνει τη χρήση διαφόρων τεχνολογικών εφαρμογών για να βελτιώσει την παραγωγή και την ποιότητα των μανιταριών. Μερικοί από αυτούς τους τρόπους

περιλαμβάνουν τη χρήση αισθητήρων για την παρακολούθηση των παραμέτρων που επηρεάζουν την ανάπτυξη των μανιταριών, όπως η υγρασία, η θερμοκρασία και η ποιότητα του αέρα.

Εκτός από τους τρόπους καλλιέργειας, η ψηφιακή τεχνολογία μπορεί επίσης να βοηθήσει στη βελτίωση των διαδικασιών παραγωγής και διανομής των μανιταριών.

Η καλλιέργεια μανιταριών είναι μια από τις πιο δημοφιλείς και αναπτυσσόμενες αγροτικές δραστηριότητες σε όλο τον κόσμο. Παρά την εκτεταμένη καλλιέργεια στη γη, η καλλιέργεια μανιταριών εντός θερμοκηπίου σε ελεγχόμενες συνθήκες αρχίζει να επικρατεί και να αυξάνεται σταδιακά.

Οι μέθοδοι καλλιέργειας μανιταριών έχουν εξελιχθεί τα τελευταία χρόνια, καθιστώντας δυνατή την παραγωγή υψηλής ποιότητας μανιταριών σε βιομηχανική κλίμακα. Οι πιο κοινές μέθοδοι καλλιέργειας μανιταριών είναι η καλλιέργεια σε υπόστρωμα και η καλλιέργεια σε υπόστρωμα με τη χρήση καλύμματος σε σχήμα αυγού. Στη πρώτη μέθοδο, τα μανιτάρια καλλιεργούνται σε υπόστρωμα από συνθετικά υλικά, όπως αραβόσιτο, σιτάρι, σκόνη ξύλου. Στη δεύτερη μέθοδο, τα μανιτάρια καλλιεργούνται σε υπόστρωμα από συνθετικά υλικά, στην κορυφή του οποίου τοποθετείται ένα κάλυμμα σε σχήμα αυγού, που προσομοιάζει το φυσικό περιβάλλον όπου αναπτύσσονται τα μανιτάρια.

Η καλλιέργεια μανιταριών είναι μια επικερδή δραστηριότητα, καθώς η ζήτηση για αυτά τα θρεπτικά τρόφιμα αυξάνεται σταθερά. Επιπλέον, οι μέθοδοι καλλιέργειας μανιταριών είναι φιλικές προς το περιβάλλον και μπορούν να βελτιώσουν την παραγωγικότητα του εδάφους, καθώς χρησιμοποιούν ανακυκλώσιμα υλικά για τη δημιουργία του υποστρώματος.

Έδαφος κερδίζει και η υδροπονική καλλιέργεια μανιταριών σε θερμοκήπιο ή οποία είναι μια διαδικασία καλλιέργειας που δεν χρησιμοποιεί έδαφος αλλά ένα ουσιώδες υλικό όπως η ξυλόσκονη ή τα πιλλήματα. Η ξυλόσκονη ή τα πιλλήματα είναι η θρεπτική ουσία που χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη των μυκήτων και την παραγωγή των μανιταριών. Η διαδικασία αυτή είναι παρόμοια με την καλλιέργεια μανιταριών σε ένα στρώμα από ακατέργαστα υλικά.

Η υδροπονική καλλιέργεια μανιταριών παρουσιάζει αρκετά πλεονεκτήματα σε σχέση με την καλλιέργεια μανιταριών σε έδαφος. Η καλλιέργεια μανιταριών σε έδαφος απαιτεί μεγαλύτερη επιφάνεια, καλύτερο σχεδιασμό της διαδικασίας αφαίρεσης και τοποθέτησης των μυκήτων, και τον κίνδυνο απώλειας της παραγωγής από αρρώστιες και εντομοειδή.

Επιπλέον, η υδροπονική καλλιέργεια μανιταριών επιτρέπει στους καλλιεργητές να ελέγχουν καλύτερα τις συνθήκες καλλιέργειας. Η θερμοκρασία, η υγρασία, η διατήρηση του pH και άλλοι παράγοντες μπορούν να ελέγχονται ακριβώς για να διασφαλιστεί η βέλτιστη ανάπτυξη των μυκήτων και η παραγωγή των μανιταριών. Αυτό επιτρέπει επίσης τη βελτίωση της ποιότητας των μανιταριών, καθώς οι συνθήκες

καλλιέργειας μπορούν να προσαρμοστούν για να παραχθούν μανιτάρια με μεγαλύτερη περιεκτικότητα σε θρεπτικά συστατικά ή άλλα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά.

Η έξυπνη γεωργία επιδιώκει να χρησιμοποιήσει την τεχνολογία για να βελτιώσει την παραγωγή τροφίμων και να μειώσει την κατανάλωση πόρων. Η υδροπονική καλλιέργεια μπορεί να επιτύχει αυτό το στόχο καθώς χρησιμοποιεί αποδοτικά τους περιορισμένους πόρους που απαιτούνται για την καλλιέργεια των μανιταριών. Η καλλιέργεια μανιταριών σε ένα υδροπονικό σύστημα επιτρέπει τον έλεγχο της θερμοκρασίας, της υγρασίας και του pH, χωρίς να χρειάζεται να χρησιμοποιείται μεγάλη ποσότητα νερού όπως συμβαίνει με την παραδοσιακή καλλιέργεια σε έδαφος.

Η υδροπονική καλλιέργεια μπορεί να γίνει σε κλειστά συστήματα, όπου το νερό και τα θρεπτικά στοιχεία ανακυκλώνονται και χρησιμοποιούνται ξανά, μειώνοντας έτσι την κατανάλωση νερού και την εκπομπή ρύπων. Επιπλέον, η χρήση συσκευών δέσμευσης του CO₂ μπορεί να βοηθήσει στη μείωση των εκπομπών αερίων του θερμοκηπίου.

Εν τέλει, η υδροπονική καλλιέργεια μανιταριών μπορεί να θεωρηθεί ως μια επαναστατική μέθοδος καλλιέργειας, η οποία συνδυάζει τη χρήση της τεχνολογίας και την αποδοτική χρήση των φυσικών πόρων.

3.1 Είδη Μανιταριών

Τα άγρια μανιτάρια είναι ένας πολύτιμος φυσικός πόρος που προσφέρει πληθώρα θρεπτικών ουσιών και βιολογικά ενεργά συστατικά. Τα μανιτάρια είναι γνωστά για τις ευεργετικές τους ιδιότητες στην υγεία, καθώς περιέχουν αντιοξειδωτικά, βιταμίνες και μέταλλα που μπορούν να βελτιώσουν το ανοσοποιητικό σύστημα, να μειώσουν τον κίνδυνο καρδιαγγειακών νοσημάτων και να βελτιώσουν τη γενική υγεία του οργανισμού.

Υπάρχουν πάρα πολλά είδη άγριων μανιταριών που ευδοκιμούν παγκοσμίως. Μόνο μερικά από αυτά όμως είναι εδώδιμα κατάλληλα για χρήση στην μαγειρική, και κάποια από αυτά έχουμε καταφέρει να τα παράγουμε σε ελεγχόμενες συνθήκες εντός θερμοκηπίου.

Στις επόμενες υποενότητες παρουσιάζουμε ενδεικτικά μερικά είδη άγριων μανιταριών, τα οποία και χρησιμοποιήθηκαν στην συνέχεια στην πρακτική εφαρμογή.

3.1.1 Μανιτάρια *Agaricus*

Το γένος των *Agaricus* μανιταριών ανήκει στην οικογένεια των Agaricaceae, περιλαμβάνει πάνω από 100 διαφορετικά είδη και πολλά από αυτά είναι βρώσιμα και αγαπητά στους συλλέκτες. Υπάρχουν όμως και κάποια είδη που είναι τοξικά οπότε θα πρέπει να δίνεται ιδιαίτερη προσοχή. Ο καθορισμός του είδους δεν είναι εύκολος καθώς

μοιάζουν αρκετά μεταξύ τους. Το ποιο γνωστό βρώσιμο είδος είναι το *Agaricus bisporus* το οποίο περιλαμβάνει διάφορες ποικιλίες. Τα μανιτάρια *Agaricus* είναι γνωστά και με την λαϊκή ονομασία πρόβια ή ασπρομανίταρα.

Η διάμετρος του καπέλου ποικίλη ανάλογα με το είδος από 3 εκατοστά μέχρι και 35. Το σχήμα του είναι αρχικά σφαιρικό, ή ημισφαιρικό ενώ στην συνέχεια γίνεται σχεδόν επίπεδο. Το χρώμα του καπέλου είναι λευκό, κρεμ, ή ανοικτό γκρι. Επίσης, πολύ συχνά το καπέλο έχει λέπια σε διάφορες αποχρώσεις.

Στο κάτω μέρος έχει ελάσματα τα οποία είναι πυκνά και έχουν αρχικά ρόδινο χρώμα, ενώ στην συνέχεια γίνεται καφέ-κόκκινο και στο τέλος προς το μαύρο-σοκολατί.

Το πόδι των μανιταριών *Agaricus* έχει πάντα δακτυλίδι, το οποίο είναι μερικές φορές διπλό. Χαρακτηριστικό τους είναι επιπλέον ότι αποχωρίζετε πολύ εύκολα από το καπέλο και δεν έχουν βόλβα.

Η σάρκα είναι λευκή και μπορεί να γίνει κίτρινη ή καφέ όταν κόβεται. Τα μανιτάρια *Agaricus* έχουν ευχάριστη μυρωδιά που μοιάζει με γλυκάνισο, πικραμύγδαλο ή ιώδιο. Το ισχυρότερο κριτήριο αναγνώρισης είναι η έντονη μυρωδιά φαινόλης και ιωδίου.



Εικόνα 13 - Μανιτάρια *Agaricus*

Τα μανιτάρια *Agaricus* καλλιεργούνται εμπορικά σε θερμοκήπια με ελεγχόμενες συνθήκες και είναι διαθέσιμα σε πολλά καταστήματα τροφίμων. Υπάρχουν ειδικές διαδικασίες για την καλλιέργεια τους, συμπεριλαμβανομένων των συνθηκών φωτισμού και υγρασίας, ενώ υπάρχουν πολλές ερευνητικές εργασίες με χρήση εφαρμογών διαδικτύου των πραγμάτων.

3.1.2 Μανιτάρια *Macrolepiota Procera*

Το είδος *Macrolepiota Procera* είναι ένα βρώσιμο μανιτάρι με μεγάλη διατροφική αξία και ανοίκει στην οικογένεια των *Agaricaceae* και η παρουσία του είναι πολύ συνηθισμένη σε όλο τα μέρη της γης. Συναντάται μεμονωμένα αλλά και σε ομάδες και το έδαφος που προτιμά είναι στεγνό. Το μέγεθος του καπέλου είναι μεγάλο και μπορεί να φτάσει ακόμα και τα 40 εκατοστά στα ώριμα μανιτάρια, επομένως μπορεί πολύ εύκολα να βρεθεί ακόμα και από μεγάλη απόσταση.

Διαθέτει ψηλό πόδι το οποίο είναι αναλογικά λεπτό, και δεν είναι κατάλληλο για μαγείρεμα καθώς καλύπτεται από ίνες. Όταν το μανιτάρι δεν έχει ωριμάσει, το καπέλο του είναι σφαιρικό ή οβάλ. Όταν αρχίζει να ωριμάζει, χωρίζεται από το πόδι και αφήνει έναν δακτύλιο γύρω του. Κατά το τελικό στάδιο, το καπέλο παίρνει την μορφή καμπάνας και στο τέλος γίνεται συνήθως σχεδόν επίπεδο.

Το δέρμα στο καπέλο είναι λείο στο αρχικό στάδιο, ενώ βαθμιαία αρχίζει να σπάει σε ομόκεντρες νιφάδες που μοιάζουν με λέπια φιδιού. Οι νιφάδες είναι ελαφρά ανασηκωμένες και έχουν καστανό-σοκολατί χρώμα, ενώ τα υπόλοιπα σημεία κάτω από αυτές έχουν ποιο ανοιχτό χρώμα. Τα ελάσματα κάτω από το καπέλο είναι ελεύθερα, σε πολύ πυκνή διάταξη. Το χρώμα τους είναι λευκό αρχικά ενώ κιτρινίζει όσο ωριμάζει το μανιτάρι.



Εικόνα 14 - Μανιτάρια *Macrolepiota Procera*

Είναι και αυτό από τα πιο γνωστά βρώσιμα μανιτάρια με μεγάλη θρεπτική αξία, καθώς είναι πλούσιο σε πρωτεΐνες, βιταμίνες, μέταλλα και διατροφικές ίνες. Επιπλέον, υπάρχουν αρκετές ερευνητικές εργασίες για την μελέτη άγριων μανιταριών *Macrolepiota Procera*. Για παράδειγμα, οι συγγραφείς στο [45] μελετούν την πιθανότητα καλλιέργειας μανιταριών *Macrolepiota Procera* σε ελεγχόμενες συνθήκες. Επιπλέον, οι συγγραφείς στο [46] προτείνουν την χρήση ΜΕΑ για την αναζήτηση άγριων μανιταριών *Macrolepiota*

Procera καθώς το μεγάλο μέγεθος του καπέλου επιτρέπει την ανίχνευση τους ακόμα και από μία σχετική απόσταση.

3.1.3 Μανιτάρια Boletus

Τα μανιτάρια Boletus, γνωστά επίσης ως porcini, είναι ένα γένος εδώδιμων μανιταριών που είναι ιδιαίτερα εκτιμημένα για την πλούσια, κρεμώδη γεύση και υφή τους. Είναι πλούσιο σε υδατάνθρακες, πρωτεΐνες, μέταλλα και γευστικές ενώσεις, ενώ είναι χαμηλό σε λιπαρά και θερμίδες [47]. Είναι ένα δημοφιλές συστατικό σε πολλές κουζίνες σε όλο τον κόσμο και χρησιμοποιούνται συχνά σε σούπες, κοκκινιστά, σάλτσες και πιάτα με ζυμαρικά.

Τα μανιτάρια Boletus αναπτύσσονται συνήθως σε δάση και ειδικότερα σε περιοχές με κωνοφόρα δέντρα, όπως πεύκα και έλατα. Έχουν μια χαρακτηριστική εμφάνιση, με μεγάλο, στρογγυλό καπέλο και παχύ, σάρκινο κορμό. Το καπέλο μπορεί να έχει χρώμα από καφέ έως κίτρινο και συνήθως καλύπτεται από μια στρώση μικρών πόρων.

Ένα από τα μοναδικά χαρακτηριστικά των μανιταριών Boletus είναι η μυκοριζαία τους συσχέτιση με ορισμένα είδη δέντρων. Αυτό σημαίνει ότι σχηματίζουν έναν συμβιωτικό σύνδεσμο με τις ρίζες των δέντρων, όπου ανταλλάσσουν θρεπτικά συστατικά.

Τα Boletus είναι οικονομικά μανιτάρια και θεωρούνται από τα πιο εκλεκτά μανιτάρια στη μαγειρική. Η καλύτερη περίοδος συγκομιδής τους είναι το φθινόπωρο, ενώ καλλιεργούνται επίσης με επιτυχία σε πολλές περιοχές του κόσμου. Υπάρχουν περισσότερα από 100 είδη Boletus και η περιοχή καλλιέργειάς τους επηρεάζει τη γεύση και τη σύνθεσή τους. Τα άγρια Boletus θεωρούνται υγιεινά και θρεπτικά, με πλούσια πηγή πρωτεϊνών, βιταμινών και μετάλλων. Έχουν επίσης θεραπευτικές ιδιότητες και έχουν χρησιμοποιηθεί στην παραδοσιακή ιατρική για τη θεραπεία ασθενειών όπως ο διαβήτης και οι καρδιακές παθήσεις.



Εικόνα 15 - Μανιτάρια Boletus

3.1.4 Μανιτάρια Pleurotus

Τα μανιτάρια *Pleurotus*, ανήκουν στην οικογένεια των *Pleurotaceae* και είναι ευρέως διαδεδομένα στον κόσμο, καθώς καλλιεργούνται επίσης εμπορικά σε ελεγχόμενες συνθήκες θερμοκηπίου [48]. Είναι αξιοσημείωτα για την υψηλή περιεκτικότητά τους σε πρωτεΐνες, βιταμίνες και μέταλλα, καθώς και για τις θεραπευτικές τους ιδιότητες.

Τα μανιτάρια *Pleurotus* είναι εξαιρετικά δημοφιλή στη μαγειρική και μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε πολλά πιάτα ως αντικαταστάτες του κρέατος, καθώς έχουν μια πλούσια και έντονη γεύση. Επιπλέον, έχουν επισημανθεί για τις θεραπευτικές τους ιδιότητες, καθώς περιέχουν σημαντικές ποσότητες αντιοξειδωτικών ενώσεων που βοηθούν στην προστασία του οργανισμού από τη βλάβη των ελεύθερων ριζών.

Έχουν αναφερθεί στην παραδοσιακή ιατρική ως αντιμικροβιακά και αντικαρκινικά μέσα. Είναι γνωστά και ως "μανιτάρια των οστών" λόγω του υψηλού περιεχομένου τους σε βιταμίνη D. Είναι ένας από τους πιο δημοφιλείς τύπους μανιταριών στον κόσμο, και υπάρχουν περισσότερα από 10 διαφορετικά είδη.

Τα μανιτάρια *Pleurotus* είναι εύκολα στην καλλιέργεια και μπορούν να καλλιεργηθούν σε μια ποικιλία από υποστρώματα, όπως καλαμπόκι, σίτο, σκόνη ξύλου και ακόμη και από απορρίμματα κήπου.



Εικόνα 16 - Μανιτάρια Pleurotus

Υπάρχουν πολλές ερευνητικές εργασίες που αναφέρονται σε μανιτάρια Pleurotus με κάποιες από αυτές να περιέχουν προτάσεις για χρήση του διαδικτύου των πραγμάτων για την καλλιέργεια τους [49].

3.1.5 Μανιτάρια Shiitake

Τα μανιτάρια Shiitake είναι ένας από τους πιο δημοφιλείς τύπους μανιταριών στον κόσμο, καθώς έχουν μια πλούσια ιστορία στην Ασία και τώρα είναι διαθέσιμα σε όλο τον κόσμο. Έχουν καφέ σκούρο καπέλο και λευκό στέλεχος και μπορούν να φτάσουν μέχρι 10 εκατοστά σε διάμετρο.

Τα μανιτάρια Shiitake είναι πλούσια σε θρεπτικά συστατικά, όπως πρωτεΐνες, φυτικές ίνες, βιταμίνες και μέταλλα [50]. Επίσης, περιέχουν ένα σημαντικό συστατικό που ονομάζεται "λεκτίνη", που είναι γνωστό ότι έχει αντικαρκινικές και αντιμικροβιακές ιδιότητες.

Τα μανιτάρια Shiitake μπορούν να καλλιεργηθούν σε ξύλο ή σε υπόστρωμα από κοπριές αλόγου. Οι καλλιέργειες των μανιταριών Shiitake απαιτούν σταθερή θερμοκρασία και υγρασία, και μπορούν να παραγάγουν μεγάλες ποσότητες μανιταριών μέσα σε λίγους μήνες.



Εικόνα 17 - Μανιτάρια Shiitake

Και για τα μανιτάρια Shiitake υπάρχουν ερευνητικές εργασίες για την αξιοποίηση τους με χρήση εφαρμογών του Διαδικτύου των Πραγμάτων [51].

3.1.6 Μανιτάρια Amanita

Τα μανιτάρια Amanita είναι ένα είδος παρασιτικών μανιταριών που έχει μεγάλη ποικιλία και διαφορετικά είδη, μερικά από τα οποία είναι δηλητηριώδη, ενώ άλλα είναι αναλώσιμα.

Τα μανιτάρια Amanita έχουν συνήθως μια ιδιαίτερη εμφάνιση με καπάκι και στέλεχος. Το καπάκι μπορεί να αλλάξει σε χρώμα, εκτείνοντας από λευκό σε κίτρινο, κατακόκκινο, καφέ ή ακόμη και πράσινο. Συχνά έχουν λευκά βράγχια κάτω από το καπάκι και μια δομή σαν δαχτυλίδι ή φούστα γύρω από το στέλεχος.

Πολλά είδη Amanita περιέχουν δηλητήριο που μπορεί να είναι επικίνδυνα σε περίπτωση κατάποσης. Ένα από τα πιο διαβόητα είδη είναι το Amanita phalloides, το οποίο είναι στη κορυφή των θανατηφόρων δηλητηριάσεων από μανιτάρια σε όλο τον κόσμο [52]. Είναι ζωτικής σημασίας να σημειωθεί ότι η ακριβής διάκριση των μανιταριών Amanita μπορεί να είναι πρόκληση για τους μυκητολόγους.

Παρά τη φήμη για την τοξικότητα, υπάρχουν ορισμένα είδη Amanita που θεωρούνται βρώσιμα και καταναλώνονται σε ορισμένες κοινωνίες.

Επιπλέον, μερικά μανιτάρια Amanita είναι γνωστά για τις παραισθησιογόνες ιδιότητές τους λόγω της παρουσίας ψυχοδραστικών

ενώσεων όπως το ιβοτενικό διαβρωτικό και η μουσκιμόλη. Το πιο γνωστό παραισθησιογόνο είδος Amanita είναι το Amanita muscaria (Fly Agaric), το οποίο έχει ένα κατακόκκινο ή πορτοκαλί καπέλο με λευκές κηλίδες.

Η κατάποση επιβλαβών μανιταριών Amanita μπορεί να οδηγήσει σε ακραίες παρενέργειες, όπως γαστρεντερικά προβλήματα, ρήξη του ήπατος και των νεφρών και, σε ορισμένες περιπτώσεις, σε θάνατο.



Εικόνα 18 - Μανιτάρια Amanita

3.1.7 Μανιτάρια Cortinarius

Τα μανιτάρια Cortinarius είναι μια κατηγορία παρασιτικών μανιταριών που έχουν θέση στην οικογένεια Cortinariaceae. Είναι κοινώς γνωστά ως "webcaps" λόγω του μανδύα που μοιάζει με ιστό αράχνης, γνωστό ως cortina, που καλύπτει τα βράγχια των μανιταριών.

Τα μανιτάρια Cortinarius εμφανίζουν μεγάλη ποικιλία χρωμάτων, μεγεθών και σχημάτων. Το καπέλο τους μπορεί να είναι τοξωτό, σε σχήμα καμπάνας ή επίπεδο και τα χρώματά τους ποικίλουν όπως λευκό, κίτρινο, καφέ, κόκκινο, πορτοκαλί και μωβ.

Βρίσκονται σε διάφορες περιοχές σε όλο τον κόσμο, λιβάδια και δάση. Αναπτύσσονται κοντά σε δέντρα, διαμορφώνοντας συνδέσεις όπου ο οργανισμός ωφελεί το δέντρο που έχει ενώ παίρνει συμπληρώματα σε αντάλλαγμα, ένας είδος ανταλλαγής ζωτικών στοιχείων.

Πολλά είδη από τα μανιτάρια Cortinarius θεωρούνται δηλητηριώδη. Μερικά είδη περιέχουν τοξικές ουσίες που μπορεί να προκαλέσουν γαστρεντερική δυσφορία ή ηπατική βλάβη σε περίπτωση κατάποσης.

Τα μανιτάρια *Cortinarius* διαδραματίζουν βασικό ρόλο στα βιολογικά συστήματα δασικών εκτάσεων ως μυκόρριζα. Πλαισιώνουν τις ρίζες των δέντρων, βοηθώντας στην απορρόφηση συμπληρωμάτων και στη βελτίωση της γενικής ευημερίας του δάσους. Επίσης, συμβάλλουν στην αποσύνθεση της φυσικής ύλης.

Το είδος *Cortinarius* είναι μία από τις μεγαλύτερες κατηγορίες μανιταριών, καθώς περιλαμβάνει χιλιάδες είδη σε όλο τον κόσμο. Πολυάριθμα σύγχρονα είδη ανακαλύπτονται και απεικονίζονται συνεχώς από ερευνητές.



Εικόνα 19 – Μανιτάρια *Cortinarius*

3.1.8 Μανιτάρια *Entoloma*

Το *Entoloma* είναι μια ομάδα μανιταριών που ανήκει στην οικογένεια *Entolomaceae*. Οι συγκεκριμένοι μύκητες έχουν μεγάλη εξάπλωση και μπορούν να βρεθούν σε διάφορα περιβάλλοντα, όπως δάση, λιβάδια και δασώδεις περιοχές. Το γένος *Entoloma* αποτελείται από μια ποικιλία ειδών, το καθένα με τα δικά του ξεχωριστά χαρακτηριστικά, αποχρώσεις και μορφές.

Ένα χαρακτηριστικό που ξεχωρίζει τους μύκητες *Entoloma* είναι τα βράγχιά τους, τα οποία είναι συνήθως ροζ ή μωβ. Ωστόσο, το χρώμα τους μπορεί να ποικίλλει ανάλογα με το είδος και μπορεί περιστασιακά να είναι λευκό ή γκρι. Τα σπόρια των μανιταριών

Entoloma είναι συχνά ροζ, βοηθώντας στη διαφοροποίησή τους από άλλες ομάδες μανιταριών.



Εικόνα 20 - Μανιτάρια Entoloma

Το καπάκι των μανιταριών Entoloma εμφανίζει μια σειρά από σχήματα, όπως επίπεδα, κυρτά ή σε σχήμα καμπάνας. Ορισμένα είδη μπορεί επίσης να έχουν μια κεντρική προεξοχή στο καπάκι. Η επιφάνεια του καπακιού μπορεί να είναι λεία, λεπιδωτή ή και βελούδινη, ανάλογα με το είδος.

Ενώ η πλειοψηφία των ειδών Entoloma είναι αβλαβή, ένας μικρός αριθμός από αυτά είναι γνωστό ότι είναι δηλητηριώδης. Είναι σημαντικό να τονιστεί ότι ορισμένα τοξικά μανιτάρια Entoloma μοιάζουν με βρώσιμα είδη από διαφορετικές ομάδες, υπογραμμίζοντας τη σημασία της ακριβούς ταυτοποίησης για την ασφαλή αναζήτηση τροφής.

3.1.9 Μανιτάρια Lactarius

Το Lactarius είναι μια τεράστια ομάδα μυκήτων, ανήκουν στην οικογένεια Russulaceae και μπορούν να βρεθούν σε μια ποικιλία οικοτύπων, όπως δάση και δασικές εκτάσεις. Το γένος Lactarius είναι ποικίλο, αποτελούμενο από πολλά είδη, το καθένα με τα δικά του ξεχωριστά χαρακτηριστικά και χρώματα. Πολλά είδη του γένους Lactarius είναι κατάλληλα για κατανάλωση και ορισμένα έχουν πολύ εκτιμηθεί για τη γεύση τους.

Το κύριο χαρακτηριστικό των μανιταριών *Lactarius* είναι η παρουσία ενός γαλακτώδους υγρού που αναδύεται όταν το μανιτάρι καταστραφεί, το οποίο μπορεί να ποικίλλει σε χρώμα, από λευκό έως διαφορετικές αποχρώσεις του πορτοκαλί, του κόκκινου ή ακόμα και του πράσινου. Το λατέξ μπορεί να είναι ένα σημαντικό χαρακτηριστικό στη διαφοροποίηση μεταξύ των διαφόρων ειδών *Lactarius*.

Το καπέλο των μανιταριών *Lactarius* ποικίλλει επίσης πολύ μεταξύ των ειδών. Μπορεί να είναι λείο, κολλώδες ή καλυμμένο με λέπια ή κηλίδες. Τα χρώματα μπορεί να κυμαίνονται από λευκούς και ανοιχτούς τόνους έως ζωηρές αποχρώσεις του πορτοκαλί, του κόκκινου, του καφέ ή του μωβ. Το σχήμα του καπέλου μπορεί να είναι κυρτό, επίπεδο ή ακόμα και σε σχήμα χοάνης.



Εικόνα 21 - Μανιτάρι *Lactarius*

Τα βράγχια των μανιταριών *Lactarius* συνήθως εκτείνονται κάτω από το στέλεχος. Μπορεί να είναι στενά ή σε μεγάλες αποστάσεις και συχνά ταιριάζουν με το χρώμα του γαλακτερού υγρού. Για παράδειγμα, εάν το χρώμα του γαλακτερού υγρού είναι πορτοκαλί, τα βράγχια είναι πιθανό να είναι επίσης πορτοκαλί.

3.1.10 Μανιτάρια *Hygrocybe*

Το *Hygrocybe* είναι μια κατηγορία μυκήτων που συνήθως αναφέρονται ως Waxcaps. Ανήκουν στην οικογένεια των *Hygrophoraceae* και είναι γνωστά για τη ζωντανή και συχνά σαν κερί εμφάνισή τους. Αυτοί οι

μύκητες μπορούν να βρεθούν σε διάφορα περιβάλλοντα, όπως λιβάδια, βοσκοτόπια και δάση, σε όλο τον κόσμο.

Το καπέλο των μυκήτων *Hygrocybe* είναι συνήθως κομψό, κέρινο ή ολισθηρό σε υφή. Υπάρχει σε πολλές διαφορετικές αποχρώσεις, όπως ζωηρό βυσσινί, μανταρινί, κεχριμπαρένιο, ρουζ, σμαράγδι και ζαφείρι. Τα χρώματα είναι συχνά εντυπωσιακά και μπορούν να χρησιμεύσουν ως διακριτικό χαρακτηριστικό για την αναγνώριση.

Τα βράγχια των μυκήτων *Hygrocybe* έχουν συνήθως μεγάλη απόσταση μεταξύ τους και μπορεί να κατεβαίνουν και να τρέχουν κάτω από το μίσχο. Συχνά παρουσιάζουν παρόμοια απόχρωση με το καπάκι και η αντίθεση μπορεί να ενισχύσει την οπτική έλξη του μύκητα.

Ο μίσχος των *Hygrocybe* είναι συνήθως λεπτός και κυλινδρικός. Μπορεί να έχει την ίδια απόχρωση με το καπάκι ή διαφορετικό τόνο, αλλά συνήθως δεν είναι τόσο έντονα χρωματισμένο.



Εικόνα 22 - Μανιτάρια *Hydrocybe*

Είναι σημαντικό να σημειωθεί ότι ενώ ορισμένα είδη μυκήτων *Hygrocybe* θεωρούνται βρώσιμα, πολλά άλλα δεν είναι κατάλληλα για κατανάλωση ή έχουν μικρή γαστρονομική αξία. Επιπλέον, ορισμένα είδη *Hygrocybe* μπορεί να μπερδεύονται με άλλους μύκητες, επομένως η ακριβής αναγνώριση είναι απαραίτητη για την αποφυγή πιθανών κινδύνων για την υγεία.

3.1.11 Μανιτάρια *Russula*

Το *Russula* είναι μια τεράστια και ποικιλόμορφη ομάδα μυκήτων, κοινώς γνωστά ως εύθραυστα βράγχια. Αυτά τα μανιτάρια ανήκουν στην οικογένεια *Russulaceae* και μπορούν να βρεθούν σε διάφορα οικοσυστήματα παγκοσμίως, όπως δάση και δασικές εκτάσεις. Τα μανιτάρια *Russula* είναι εύκολα αναγνωρίσιμα λόγω της εύθραυστης

και σφιχτής σάρκας τους, καθώς και των ξεχωριστών χαρακτηριστικών τους.

Το καπέλο των μανιταριών *Russula* έρχεται σε διαφορετικά μεγέθη και σχήματα, που κυμαίνονται από επίπεδο έως κυρτό ή ακόμα και σε σχήμα χωνιού. Είναι συνήθως στεγνό και λείο, με επιφάνεια που μπορεί να είναι γυαλιστερή ή ματ. Το καπέλο εμφανίζει μια μεγάλη γκάμα χρωμάτων, όπως λευκό, κρεμ, κίτρινο, κόκκινο, πράσινο, μοβ, ακόμη και μαύρο.

Τα μανιτάρια *Russula* έχουν βράγχια σε αρκετή απόσταση μεταξύ τους που είναι συνήθως εύθραυστα. Το χρώμα τους μπορεί είτε να ταιριάζει είτε να έρχεται σε αντίθεση με το χρώμα του καπέλου. Για παράδειγμα, μια *Russula* με κόκκινο καπέλο μπορεί να έχει βράγχια λευκά ή κρεμ.

Το στέλεχος των μανιταριών *Russula* είναι συνήθως συμπαγές. Μπορεί να είναι κυλινδρικό ή ελαφρώς κωνικό προς τη βάση. Όπως και το καπέλο, το στέλεχος μπορεί να ποικίλλει σε χρώμα και μπορεί να είναι παρόμοιο ή διαφορετικό από το χρώμα του καπέλου.

Τα μανιτάρια *Russula* βρίσκονται συνήθως σε συνδυασμό με δέντρα, σχηματίζοντας μυκορριζικές σχέσεις. Βοηθούν τα δέντρα στην απορρόφηση των θρεπτικών συστατικών, ενώ τα δέντρα παρέχουν στα μανιτάρια σάκχαρα.



Εικόνα 23 - Μανιτάρια *Russula*

3.1.12 Μανιτάρια *Suillus*

Το *Suillus* είναι μια κατηγορία μυκήτων που ανήκουν στην οικογένεια των *Suillaceae* και διακρίνονται για την ξεχωριστή εμφάνιση και τη σύνδεσή τους με διαφορετικά είδη δέντρων, ιδιαίτερα κωνοφόρων.

Αντί για βράγχια, οι μύκητες *Suillus* διαθέτουν μια επιφάνεια πόρων στην κάτω πλευρά του καπέλου. Οι σωλήνες είναι μικροί, όρθιοι και σε πυκνή διάταξη μεταξύ τους. Όταν οι μύκητες ωριμάσουν,

απελευθερώνουν σπόρια μέσω των πόρων. Το χρώμα της επιφάνειας των πόρων μπορεί να ποικίλλει αλλά είναι συχνά κίτρινο, λαδί ή καφέ.

Το καπέλο των μυκήτων *Suillus* μπορεί να είναι κυρτό ή επίπεδο και συνήθως έχει ξηρή υφή. Όταν είναι υγρό, μπορεί να είναι ελαφρώς κολλώδες ή γλοιώδες. Η υφή του καπακιού μπορεί να κυμαίνεται από λεία έως βελούδινη ή φολιδωτή. Τα χρώματα μπορεί να ποικίλλουν, καλύπτοντας διαφορετικές αποχρώσεις του καφέ, από ανοιχτό έως σκούρο. Ορισμένα είδη μπορεί να παρουσιάζουν διακριτά σχέδια ή χρωματικές ζώνες στην επιφάνεια του καπακιού.

Το στέλεχος των μυκήτων *Suillus* είναι συνήθως παχύ, κυλινδρικό και μπορεί να έχει λεία επιφάνεια. Συνήθως έχει παρόμοιο χρώμα με το καπέλο ή είναι ελαφρώς πιο ανοιχτό. Το στέλεχος μπορεί επίσης να έχει ένα μερικό πέπλο που σχηματίζει μια δακτυλιοειδή δομή στο πάνω μέρος του στελέχους πριν σπάσει και αφήσει υπολείμματα γύρω από την άκρη του καλύμματος.

Οι μύκητες *Suillus* σχηματίζουν μυκορριζικούς συσχετισμούς, δημιουργώντας συμβιωτικές σχέσεις με τα δέντρα και τα βοηθούν ενισχύοντας την απορρόφηση θρεπτικών συστατικών, ενώ τα δέντρα παρέχουν υδατάνθρακες στους μύκητες. Συνδέονται ιδιαίτερα με κωνοφόρα δέντρα όπως πεύκα και έλατα.

Ορισμένα είδη μυκήτων *Suillus* θεωρούνται εδώδιμα και έχουν γαστρονομική αξία σε συγκεκριμένες περιοχές. Ωστόσο, δεν είναι όλα τα είδη *Suillus* εύγευστα και μερικά μπορεί να έχουν πικρή γεύση ή να θεωρούνται χαμηλότερης γαστρονομικής ποιότητας.



Εικόνα 24 - Μανιτάρια *Suillus*

Κεφάλαιο 4: Παραγωγή Μανιταριών με χρήση του ΙοΤ

Τα τελευταία χρόνια υπάρχουν αρκετές ερευνητικές εργασίες που προσπαθούν να συνδυάσουν σύγχρονες τεχνολογίες για να βελτιώσουν την παραγωγή μανιταριών. Οι τεχνολογίες αυτές βασίζονται στο Διαδίκτυο των Πραγμάτων και περιλαμβάνουν συνήθως χρήση αισθητήρων για την παρακολούθηση των συνθηκών ανάπτυξης σε ελεγχόμενο περιβάλλον αλλά και χρήση μηχανικής μάθησης για την παρακολούθηση της ανάπτυξης των μανιταριών.

Με τον έλεγχο του περιβάλλοντος η καλλιέργεια, η παραγωγή και η ποιότητα μπορεί να αυξηθεί καθώς οι καλλιέργειες είναι στις καλύτερες δυνατές συνθήκες και οι μεταβλητές περιβάλλοντος όπως η θερμοκρασία, το διοξείδιο του άνθρακα, η υγρασία, το νερό, το ηλιακό φως, τα θρεπτικά συστατικά και το pH, είναι στις ιδανικές τιμές που ευνοούν την ανάπτυξη των μανιταριών.

Εφαρμογή της έξυπνης γεωργίας με χρήση αισθητήρων μπορούν να βοηθήσουν στην καλλιέργεια μανιταριών για τη βελτίωση της παραγωγικότητας, της ποιότητας και της βιωσιμότητας. Μερικοί από τους παραμέτρους που θα πρέπει να παρακολουθούνται και να ελέγχονται σε ένα ελεγχόμενο περιβάλλον καλλιέργειας μανιταριών είναι οι εξής:

- Παρακολούθηση θερμοκρασίας και υγρασίας: Τα μανιτάρια αναπτύσσονται καλύτερα σε ένα συγκεκριμένο εύρος θερμοκρασίας και υγρασίας. Χρησιμοποιώντας αισθητήρες, οι αγρότες μπορούν να παρακολουθούν τα επίπεδα θερμοκρασίας και υγρασίας στο περιβάλλον καλλιέργειας μανιταριών και να τα προσαρμόζουν ανάλογα για τη βελτιστοποίηση της ανάπτυξης και την πρόληψη ασθενειών.
- Παρακολούθηση CO₂: Τα μανιτάρια απαιτούν ένα συγκεκριμένο επίπεδο διοξειδίου του άνθρακα (CO₂) για βέλτιστη ανάπτυξη. Οι αισθητήρες μπορούν να παρακολουθούν τα επίπεδα CO₂ στο περιβάλλον ανάπτυξης και να προσαρμόσουν τον αερισμό για να διατηρήσουν τα βέλτιστα επίπεδα CO₂.

- **Αυτόματο πότισμα:** Οι αισθητήρες μπορούν να παρακολουθούν τα επίπεδα υγρασίας του εδάφους και να ποτίζουν αυτόματα ταμανιτάρια όταν χρειάζεται, μειώνοντας τον κίνδυνο υπερβολικού ή μειωμένου ποτίσματος.
- **Παρακολούθηση παρασίτων και ασθενειών:** Η χρήση καμερών σε συνδυασμό με την μηχανική μάθηση μπορεί να βοηθήσει στην ανίχνευση για την παρουσία παρασίτων και ασθενειών στο αναπτυσσόμενο περιβάλλον και να ειδοποιήσουν τον αγρότη, ώστε να ληφθούν έγκαιρα μέτρα για την αποφυγή περαιτέρω ζημιών.
- **Αυτοματοποιημένη συγκομιδή:** Η χρήση καμερών και μηχανικής μάθησης μπορεί να βοηθήσει στην ανίχνευση τωνμανιταριών που είναι έτοιμα για συγκομιδή ενώ ρομποτικοί μηχανισμοί να τα συλλέγουν αυτόματα, μειώνοντας το κόστος εργασίας και βελτιώνοντας την αποτελεσματικότητα.
- **Ανάλυση δεδομένων:** Συλλέγοντας δεδομένα για τις περιβαλλοντικές συνθήκες, την απόδοση και την ποιότητα, οι αγρότες μπορούν να χρησιμοποιήσουν τις αναλύσεις για να βελτιστοποιήσουν τις συνθήκες καλλιέργειας και να αυξήσουν την παραγωγικότητα.
- **Έλεγχος φωτός:** Ταμανιτάρια απαιτούν συγκεκριμένες συνθήκες φωτός για βέλτιστη ανάπτυξη. Οι αισθητήρες μπορούν να ανιχνεύσουν την ποσότητα φωτός στο περιβάλλον ανάπτυξης και να προσαρμόσουν ανάλογα τον φωτισμό, διασφαλίζοντας ότι ταμανιτάρια λαμβάνουν τη σωστή ποσότητα.
- **Παρακολούθηση θρεπτικών συστατικών:** Οι αισθητήρες μπορούν να παρακολουθούν τα επίπεδα θρεπτικών ουσιών στο υπόστρωμα ανάπτυξης και να ειδοποιούν τον αγρότη όταν χρειάζονται πρόσθετα θρεπτικά συστατικά για τη διατήρηση της βέλτιστης ανάπτυξης.
- **Απομακρυσμένη παρακολούθηση και έλεγχος:** Με χρήση κατάλληλων εφαρμογών οι αγρότες μπορούν να παρακολουθούν και να ελέγχουν το περιβάλλον καλλιέργειας από μια απομακρυσμένη τοποθεσία, μειώνοντας την ανάγκη για επιτόπια εργασία και βελτιώνοντας την αποδοτικότητα.
- **Προγνωστική συντήρηση:** Κατάλληλοι αισθητήρες μπορούν να ανιχνεύσουν πότε ο εξοπλισμός πρόκειται να αποτύχει και να ειδοποιήσουν τον αγρότη, ώστε να μπορεί να προγραμματιστεί η συντήρηση πριν συμβεί βλάβη.
- **Ποιοτικός έλεγχος:** Οι αισθητήρες ή κάμερες με χρήση μηχανικής μάθησης μπορούν να παρακολουθούν το μέγεθος, το σχήμα και το χρώμα τωνμανιταριών, διασφαλίζοντας ότι πληρούν τα επιθυμητά πρότυπα ποιότητας.
- **Βελτιστοποίηση αλυσίδας εφοδιασμού:** Σύγχρονες εφαρμογές που βασίζονται στο Διαδίκτυο των Πραγμάτων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση τωνμανιταριών από το αγρόκτημα στον καταναλωτή, παρέχοντας διαφάνεια και

ιχνηλασιμότητα στην αλυσίδα εφοδιασμού και διασφαλίζοντας ότι τα μανιτάρια είναι φρέσκα και ασφαλή για κατανάλωση.

Στην επόμενη υποενότητα παρουσιάζονται συνοπτικά μερικές ερευνητικές εργασίες που βασίζονται στην χρήση αισθητήρων του Διαδικτύου των Πραγμάτων για την βελτιστοποίηση της ανάπτυξης των μανιταριών σε ελεγχόμενο περιβάλλον θερμοκηπίου. Επίσης, σε επόμενη υποενότητα παρουσιάζονται συνοπτικά μερικές ερευνητικές εργασίες που χρησιμοποιούν μηχανική μάθηση και συγκεκριμένα υπολογιστική όραση για την παρακολούθηση της ανάπτυξης των μανιταριών και για την πραγματοποίηση μερικών βασικών εργασιών όπως είναι η συγκομιδή τους.

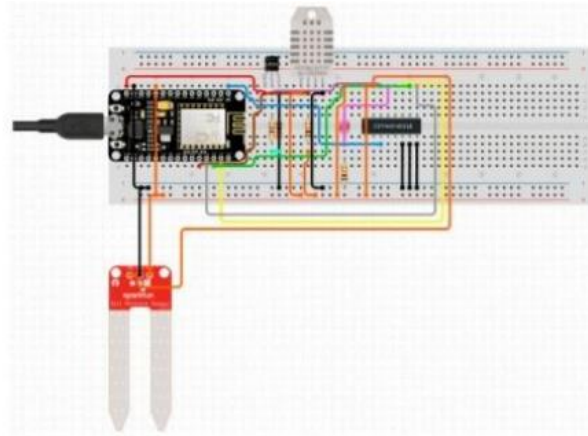
4.1 Ερευνητικές εφαρμογές καλλιέργειας μανιταριών σε ελεγχόμενο περιβάλλον

Υπάρχουν αρκετές ερευνητικές προσπάθειες για την καλλιέργεια μανιταριών σε ελεγχόμενο περιβάλλον με χρήση τεχνολογιών του Διαδικτύου των Πραγμάτων που βασίζονται κυρίως στην χρήση αισθητήρων για την παρακολούθηση αλλά και την προσαρμογή των παραμέτρων που επικρατούν εντός του θερμοκηπίου. Στην υποενότητα αυτή παρουσιάζουμε συνοπτικά μερικές από αυτές.

Το γένος *Agaricus* είναι μια ευρέως γνωστή καλλιέργεια. Αν και είναι η πιο καταναλωμένη καλλιέργεια, εξακολουθεί να επισκιάζεται από τη παραδοσιακή καλλιέργεια, η οποία οδηγεί σε χαμηλή παραγωγικότητα, περισσότερη προσπάθεια και κόστος.

Στην ερευνητική εργασία [53], οι ερευνητές παρουσιάζουν ένα σύστημα παρακολούθησης των περιβαλλοντικών συνθηκών ανάπτυξης μανιταριών του γένους *Agaricus* εντός ενός θερμοκηπίου. Όσον αφορά το γένος *Agaricus* η βέλτιστη επιθυμητή θερμοκρασία για την ανάπτυξη του κυμαίνεται από 22 °C έως 25 °C και υγρασία από 70% έως 90%. Οι αισθητήρες τοποθετήθηκαν σε σταθερές θέσεις σε πολλαπλά σημεία του θερμοκηπίου και μετράνε την κατάσταση των παραμέτρων, οι οποίες μεταδίδονται σε έναν απομακρυσμένο σταθμό παρακολούθησης μέσω ενός μικροελεγκτή βασισμένο σε *Arduino*. Τα δεδομένα συγκεντρώνονται και αποθηκεύονται σε μια πλατφόρμα που βρίσκεται στο cloud.

Αποτέλεσμα της ολοκληρωμένης εφαρμογής είναι η επιτυχή παρακολούθηση των περιβαλλοντικών συνθηκών ενώ ο παραγωγός μπορεί να έχει πρόσβαση από οπουδήποτε. Με αυτόν τον τρόπο ελαχιστοποιούνται οι ανθρώπινες προσπάθειες και αυτοματοποιείται η παραγωγή, κάτι που θα μπορούσε να είναι επωφελές για την κερδοφορία της επιχείρησης.



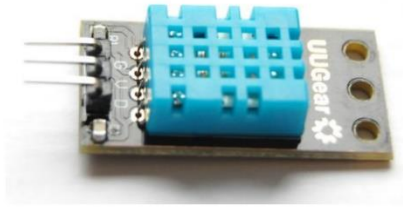
Εικόνα 25 – Σύστημα παρακολούθησης συνθηκών ανάπτυξης τωνμανιτάρια βασισμένο σε Arduino

Μία άλλη ερευνητική εργασία [54] επικεντρώνεται και αυτή στην τοποθέτηση αισθητήρων για την παρακολούθηση των συνθηκών ανάπτυξης τωνμανιταριών. Η μελέτη επικεντρώνεται στην ανάπτυξη ενός αυτόματου συστήματος περιβαλλοντικού ελέγχου που παρέχει τις βέλτιστες συνθήκες παραγωγής σε τεχνητούς χώρους παραγωγήςμανιταριών (Εικόνα 26).



Εικόνα 26 – Τεχνητός χώρος καλλιέργειαςμανιταριών

Περιβαλλοντικοί παράγοντες που λαμβάνονται υπόψη στη καλλιέργεια της συγκεκριμένης ερευνητικής εργασίας είναι η θερμοκρασία, η υγρασία και διοξείδιο του άνθρακα. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιείται ο αισθητήρας θερμοκρασίας και υγρασίας DHT11, και ο αισθητήρας MQ135 για την μέτρηση του CO₂. Οι δύο αισθητήρες συνδέονται στη μονάδα ασύρματης ζεύξης WiFi ESP8266 για την αποστολή των δεδομένων στον σταθμό βάσης.

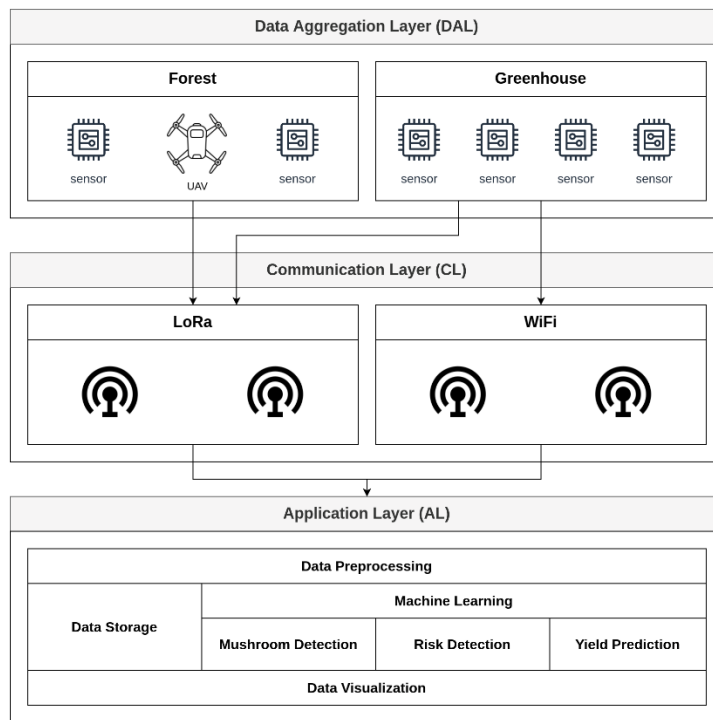


Εικόνα 27 - Αισθητήρας θερμοκρασία και υγρασίας DHT11



Εικόνα 28 - Αισθητήρας MQ135 για την μέτρηση του CO2

Στην ερευνητική εργασία [55] προτείνεται μία αρχιτεκτονική για την παρακολούθηση της ανάπτυξης μανιταριών εντός θερμοκηπίου αλλά και σε ελεύθερες εκτάσεις (Εικόνα 29). Συγκεκριμένα, για τις ελεύθερες εκτάσεις προτείνεται η χρήση αισθητήρων για την παρακολούθηση των συνθηκών ανάπτυξης των άγριων μανιταριών, αλλά και η χρήση ΜΕΑ για τον εντοπισμό τους με χρήση μηχανικής μάθησης. Η προτεινόμενη ασύρματη τεχνολογία για την μετάδοση των δεδομένων από τους αισθητήρες είναι το LoRa καθώς δίνει την δυνατότητα αποστολής σε μεγάλες αποστάσεις. Επιπλέον, εντός του θερμοκηπίου προτείνεται η εγκατάσταση αισθητήρων για την παρακολούθηση των συνθηκών για την ανάπτυξη των μανιταριών για διάφορους παραμέτρους όπως είναι η θερμοκρασία και η υγρασία του υποστρώματος, το pH, το CO₂ αλλά και η θερμοκρασία και υγρασία του αέρα. Τέλος, η προτεινόμενη αρχιτεκτονική ενσωματώνει όλα τα δεδομένα σε ένα σύστημα υποστήριξης αποφάσεων για την άμεση ενημέρωση και υποστήριξη του παραγωγού.

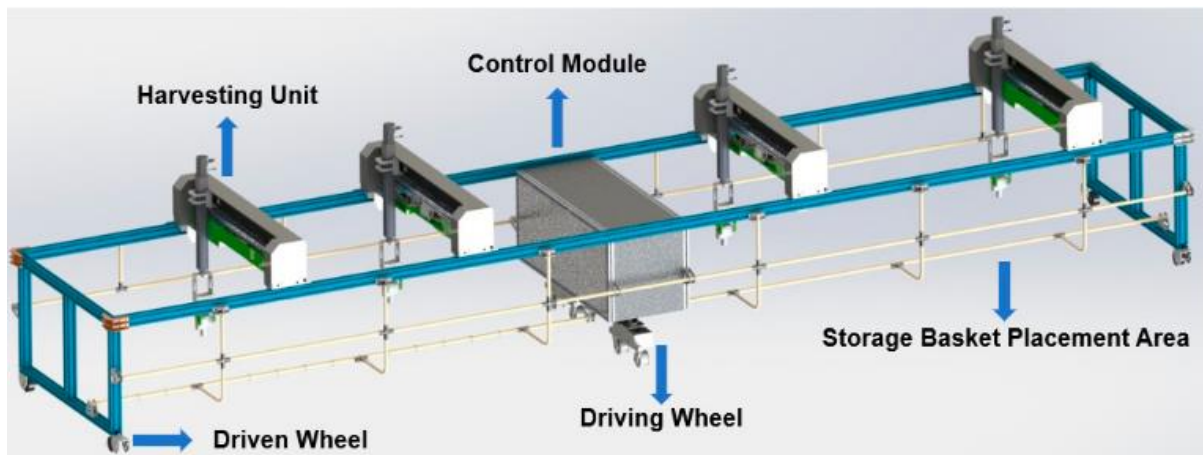


Εικόνα 29 – Προτεινόμενη αρχιτεκτονική για την παρακολούθηση της ανάπτυξης τωνμανιταριών

Η χρήση καμερών IoT (Internet of Things) μπορεί να συμβάλλει στην έξυπνη καλλιέργεια μανιταριών. Οι κάμερες μπορούν να επιτρέπουν στους καλλιεργητές να παρακολουθούν την ανάπτυξη των μανιταριών τους σε πραγματικό χρόνο, ακόμα και όταν δεν είναι στον χώρο καλλιέργειας. Με τη χρήση καμερών IoT (Internet of Things), οι καλλιεργητές μπορούν να παρακολουθούν τα μανιτάρια τους από απόσταση και να λαμβάνουν συναγερμούς και ειδοποιήσεις στο κινητό τους ή στον υπολογιστή τους όταν ανιχνεύονται ανωμαλίες.

Επιπλέον, οι κάμερες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση των συνθηκών καλλιέργειας, όπως η θερμοκρασία και η υγρασία, για να εξασφαλιστεί ότι οι συνθήκες είναι κατάλληλες για την ανάπτυξη των μανιταριών. Οι κάμερες IoT μπορούν να συνδεθούν με αισθητήρες για τη μέτρηση της υγρασίας και της θερμοκρασίας, και να προσαρμόσουν αυτόματα τις συνθήκες καλλιέργειας για την καλύτερη ανάπτυξη των μανιταριών.

Στην ερευνητική εργασία [56] παρουσιάζεται ένας ρομποτικός μηχανισμός συγκομιδής για μανιτάρια πλευρώτους (Εικόνα 30). Το σύστημα χρησιμοποιεί έναν βελτιωμένο αλγόριθμο ανίχνευσης αντικειμένων που βασίζεται στον SSD (Single Shot Detector) με αξιοσημείωτη ικανότητα στον εντοπισμό μανιταριών που είναι έτοιμα για συγκομιδή. Ο αλγόριθμος χρησιμοποιεί εικόνες RGB στο ορατό φάσμα καθώς και σημεία στον τρισδιάστατο χώρο που συλλέχθηκαν από μια φωτογραφική μηχανή Intel RealSense D435i. Τα αποτελέσματα της αξιολόγησης έδειξαν ακρίβεια αναγνώρισης μανιταριών έως και 95,0% και ποσοστό επιτυχίας συγκομιδής έως και 86,8%. Ο μέσος χρόνος συγκομιδής για ένα μόνο μανιτάρι ήταν 8,85 δευτερόλεπτα.



Εικόνα 30 – Ρομποτικός μηχανισμός συγκομιδήςμανιταριών

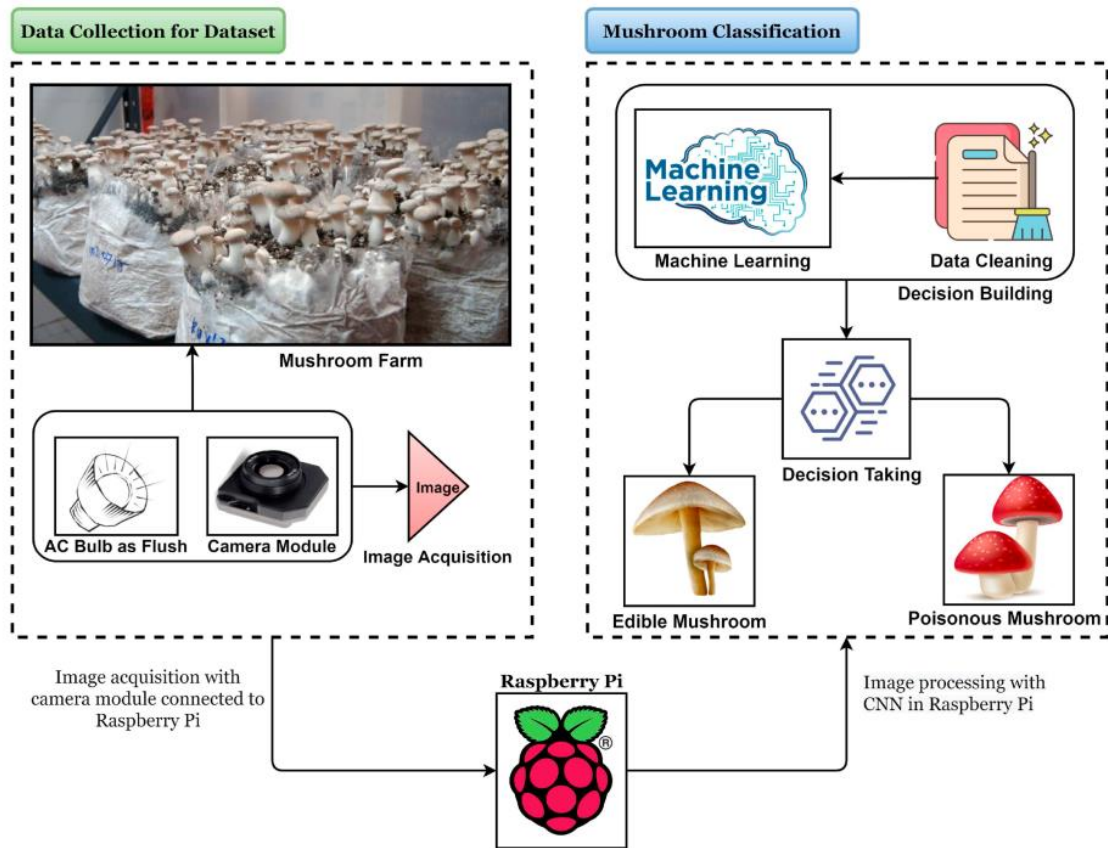
Οι συγγραφείς στο [57] παρουσιάζουν ένα σύστημα παρακολούθησης για την παρακολούθηση της ανάπτυξης μανιταριών σε ένα θερμοκήπιο. Το προτεινόμενο σύστημα χρησιμοποίησε το YOLOv3 για την ανίχνευση μανιταριών και μια πρόσθετη μέθοδο εντοπισμού για τη βελτίωση της θέσης του ανιχνευθέντος μανιταριού προκειμένου να εντοπίσει το ίδιο μανιτάρι σε διαφορετικές φωτογραφίες που τραβήχτηκαν σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Επιπλέον, το σύστημα ήταν σε θέση να εκτιμήσει τον χρόνο συγκομιδής για τα μανιτάρια με βάση την ημέρα εμφάνισης.



Εικόνα 31 – Διεπαφή χρήστη του συστήματος καταμέτρησης των μανιταριών

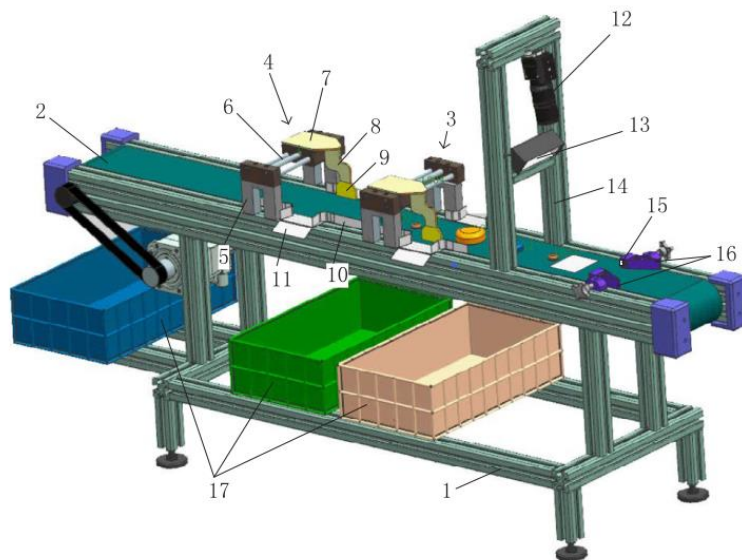
Στην ερευνητική εργασία [58] οι συγγραφείς παρουσιάζουν έναν αυτοματοποιημένο σύστημα ανίχνευσης αναγνώριση και ταξινόμηση των τοξικών μανιταριών. Το προτεινόμενο σύστημα (Εικόνα 32) υιοθετεί τη μηχανική μάθηση για να διακρίνει τα βρώσιμα μανιτάρια από τα δηλητηριώδη μανιτάρια. Το μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε ήταν ένας συνδυασμός έξι διαφορετικών αλγορίθμων ταξινόμησης που

συνεργάζονται για να φτάσουν σε ακρίβεια ταξινόμησης 100%. Πιο συγκεκριμένα, το συνολικό μοντέλο που χρησιμοποιήθηκε βασίζεται στους εξής ταξινομητές: Decision Tree (DT), Logistic Regression (LR), K-Nearest Neighbours (KNN), Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes (NB), and Random Forest (RF). Επιπλέον, οι συγγραφείς προτείνουν μία αρχιτεκτονική που βασίζεται σε τεχνολογίες του Διαδικτύου των Πραγμάτων για την έξυπνη καλλιέργεια μανιταριών.



Εικόνα 32 - Προτεινόμενη αρχιτεκτονική για την ταξινόμηση άγριων μανιταριών

Οι συγγραφείς στο [59] παρουσιάζουν ένα σύστημα αυτόματης ταξινόμησης (Εικόνα 33) για φρέσκα, λευκά μανιτάρια *Agaricus* με βάση το μέγεθος τους. Εκτός από τον αυτόματο μηχανισμό, προτείνουν έναν αλγόριθμο επεξεργασίας εικόνας για τη συλλογή μανιταριών *Agaricus*. Ο αλγόριθμος καταφέρνει να εξαλείψει τη σκιά και τον μίσχο στην εικόνα και να προσδιορίσει τη διάμετρο του σώματος του κάθε μανιταριού. Τα πειραματικά αποτελέσματα έδειξαν ότι σε σύγκριση με τη χειροκίνητη βαθμολόγηση (ταχύτητα), η προτεινόμενη προσέγγισή για την ταχύτητα βελτιώθηκε κατά 38,86%, και η ακρίβεια βελτιώθηκε κατά 6,84%.



1-Fixed support, 2-Conveyor, 3-First actuator,
 4-Second actuator, 5-Second side board, 6-Second guide rod,
 7-Second slider, 8-Second connector, 9-Second flap piece,
 10-Second baffle, 11-Second outlet, 12-Industrial camera,
 13-Light source, 14-Image capture support, 15-Photoelectric sensor,
 16-Guide plate, 17-Container

Εικόνα 33 - Διάγραμμα αυτοματοποιημένου συστήματος ταξιλόμησηςμανιταριών Agaricus

Κεφάλαιο 5: Ανίχνευση και ταξινόμηση αντικειμένων

Η ανίχνευση και ταξινόμηση αντικειμένων σε εικόνες ή βίντεο είναι ένα πολύ χρήσιμο ερευνητικό πεδίο με πολλές εφαρμογές. Για παράδειγμα μπορεί να χρησιμοποιηθεί για έξυπνη επιτήρηση, με περιεχόμενο που προέρχεται από κάμερες. Η ανάλυση του υλικού γίνεται από έξυπνους αλγόριθμους ανίχνευσης αντικειμένων που μπορούν να εντοπίζουν σε πραγματικό χρόνο ανθρώπους, οχήματα ή ζώα. Μία τέτοια εφαρμογή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την παρακολούθηση δημόσιων χώρων, βιομηχανικών εγκαταστάσεων ή ενδιαυμμάτων άγριας ζωής.

Τα καταστήματα λιανικής μπορούν να έχουν αντίστοιχες εφαρμογές για να παρακολουθούν τη συμπεριφορά των πελατών, όπως προτιμήσεις προϊόντων, χρόνο παραμονής ή κίνηση εντός του καταστήματος. Η πληροφορία από μία τέτοια εφαρμογή μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη βελτιστοποίηση των διατάξεων στα καταστήματα, τη βελτίωση της εμπειρίας των πελατών και την αύξηση των πωλήσεων.

Επιπλέον, αλγόριθμοι ανίχνευσης αντικειμένων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση οπτικών δεδομένων από κάμερες ή ΜΕΑ για την επαλήθευση της θέσης των στοιχείων και τον εντοπισμό τυχόν ανωμαλιών.

Η περιβαλλοντική παρακολούθηση είναι ένα άλλο πεδίο, όπου συσκευές IoT όπως αισθητήρες καιρού, αισθητήρες ποιότητας αέρα ή αισθητήρες ποιότητας νερού μπορούν να συνδυαστούν με τους αλγόριθμους ανίχνευσης και ταξινόμησης αντικειμένων για την ανάλυση οπτικών δεδομένων και τον εντοπισμό περιβαλλοντικών κινδύνων, όπως ρύπανση, πυρκαγιές ή πλημμύρες.

Στην έξυπνη γεωργία, τα δεδομένα που συλλέγονται από τα Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα ή τα Μη Επανδρωμένα Οχήματα μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση των συνθηκών των καλλιεργειών, των ζώων ή του εδάφους. Οι αλγόριθμοι ανίχνευσης και ταξινόμησης αντικειμένων μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανάλυση οπτικών δεδομένων και την ανίχνευση τυχόν προβλημάτων, όπως ασθένειες φυτών, υγεία των ζώων ή διάβρωση του εδάφους.

Αναλυτικότερα, μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανίχνευση και την παρακολούθηση των καλλιεργειών σε πραγματικό χρόνο, επιτρέποντας στους αγρότες να παρακολουθούν την ανάπτυξη και την υγεία των καλλιεργειών πιο αποτελεσματικά. Αναλύοντας εικόνες από ΜΕΑ ή κάμερες τοποθετημένες σε ΜΕΟ, μπορούμε συλλέγουμε πολύτιμες πληροφορίες σχετικά με την πυκνότητα των καλλιεργειών, το ύψος των φυτών και την καταπόνηση των καλλιεργειών. Αυτές οι πληροφορίες μπορούν να βοηθήσουν τους αγρότες να βελτιστοποιήσουν τις πρακτικές άρδευσης, λίπανσης και ελέγχου παρασίτων.

Επιπλέον, μπορούν εκπαιδευτούν μοντέλα μηχανικής μάθησης για να ανιχνεύουμε παράσιτα και ασθένειες στις καλλιέργειες, επιτρέποντας στους αγρότες να λαμβάνουν έγκαιρα μέτρα για την πρόληψη ή τον μετριασμό των ζημιών στις καλλιέργειες. Αναλύοντας εικόνες μπορούμε να αναγνωρίσουμε σημάδια βλάβης, όπως αποχρωματισμό ή παραμόρφωση. Αυτές οι πληροφορίες μπορούν να βοηθήσουν τους αγρότες να αποφασίσουν για την καλύτερη πορεία δράσης, όπως η εφαρμογή φυτοφαρμάκων ή η αφαίρεση μολυσμένων φυτών.

Επιπλέον, οι αλγόριθμοι ανίχνευσης και ταξινόμησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση της συμπεριφοράς και της υγείας των ζώων, όπως οι χοίροι, οι αγελάδες ή τα κοτόπουλα. Αναλύοντας εικόνες από κάμερες που είναι τοποθετημένες σε αχυρώνες ή βοσκοτόπια, μπορούμε να ανιχνεύσουμε σημάδια συμπεριφοράς, όπως χωλότητα, επιθετικότητα ή ασθένεια. Αυτές οι πληροφορίες μπορούν να βοηθήσουν τους αγρότες να εντοπίσουν και να αντιμετωπίσουν έγκαιρα ζητήματα υγείας, μειώνοντας τον κίνδυνο θνησιμότητας και αυξάνοντας την παραγωγικότητα.

Τέλος, εκπαιδευμένα μοντέλα μηχανικής μάθησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την παρακολούθηση των περιβαλλοντικών συνθηκών μέσα και γύρω από τα αγροκτήματα, όπως οι καιρικές συνθήκες, η υγρασία του εδάφους ή η ποιότητα του νερού. Αναλύοντας εικόνες μπορούν να ανιχνευθούν σημάδια περιβαλλοντικών κινδύνων, όπως ξηρασία, πλημμύρες ή διάβρωση. Αυτές οι πληροφορίες μπορούν να βοηθήσουν τους αγρότες να σχεδιάσουν και να εφαρμόσουν μέτρα για τον μετριασμό των κινδύνων και τη διασφάλιση βιώσιμων γεωργικών πρακτικών.

Συνολικά, οι αλγόριθμοι ανίχνευσης και ταξινόμησης αντικειμένων είναι ένα πολύτιμο εργαλείο σε εφαρμογές έξυπνης γεωργίας, επιτρέποντας στους αγρότες να λαμβάνουν αποφάσεις βάσει δεδομένων και να βελτιστοποιούν τις λειτουργίες τους. Συνδυάζοντας την υπολογιστική όραση με συσκευές IoT, η έξυπνη γεωργία μπορεί να γίνει πιο αποτελεσματική, παραγωγική και βιώσιμη.

Στην συνέχεια δίνονται βασικές πληροφορίες για δύο από τους σημαντικότερους αλγόριθμους ανίχνευσης και ταξινόμησης αντικειμένων, τον Detectron2, και τον YOLOv8.

5.1 Detectron2

Το Detectron2 [60] είναι μια βιβλιοθήκη ανίχνευσης αντικειμένων και τμηματοποίησης εικόνων ανοιχτού κώδικα που αναπτύχθηκε από το Facebook AI Research (FAIR). Έχει αναπτυχθεί στο PyTorch και παρέχει ένα ευέλικτο και αποτελεσματικό πλαίσιο για την εκπαίδευση και την ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής όρασης. Το Detectron2 βασίζεται στην αρχική έκδοση Detectron και περιλαμβάνει πολλές βελτιώσεις και νέες δυνατότητες

Το Detectron2 έχει σχεδιαστεί για να είναι αρθρωτό, επιτρέποντας στους ερευνητές να προσθέτουν εύκολα νέα στοιχεία ή να τροποποιούν τα υπάρχοντα. Αυτό διευκολύνει τον πειραματισμό με διαφορετικές αρχιτεκτονικές μοντέλων και τεχνικές εκπαίδευσης. Επιπλέον, το Detectron2 είναι βελτιστοποιημένο για απόδοση και μπορεί να εκπαιδεύσει και να συναγάγει μοντέλα πιο γρήγορα από τον προκάτοχό του.

Το Detectron2 περιλαμβάνει πολλές νέες δυνατότητες, όπως υποστήριξη για πανοπτική τμηματοποίηση, ανίχνευση σημείων κλειδιού και πυκνή εκτίμηση. Περιλαμβάνει επίσης προ εκπαιδευμένα μοντέλα για μια ποικιλία εργασιών, όπως ανίχνευση αντικειμένων, τμηματοποίηση στιγμιότυπων και σημασιολογική τμηματοποίηση.

Επιπλέον, παρέχει ένα απλό και ευέλικτο σύστημα διαμόρφωσης, επιτρέποντας στους ερευνητές να προσαρμόζουν εύκολα τις ρυθμίσεις εκπαίδευσης και συμπερασμάτων για τη συγκεκριμένη περίπτωση χρήσης τους.

Το Detectron2 έχει χρησιμοποιηθεί σε πολλές ερευνητικές εργασίες, επιτυγχάνοντας αξιοσημείωτα αποτελέσματα σε διάφορες εργασίες υπολογιστικής όρασης. Χρησιμοποιείται επίσης ευρέως στη βιομηχανία, μεταξύ άλλων από εταιρείες όπως το Facebook, η Google και η NVIDIA. Συνολικά, το Detectron2 είναι μια ισχυρή και ευέλικτη βιβλιοθήκη για εκπαίδευση και ανάπτυξη μοντέλων υπολογιστικής όρασης, με έμφαση στην απόδοση.

Το Detectron2 μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές IoT που περιλαμβάνουν υπολογιστική όραση, όπως ανίχνευση αντικειμένων, τμηματοποίηση στιγμιότυπων και σημασιολογική τμηματοποίηση. Χρησιμοποιώντας το Detectron2, οι συσκευές IoT μπορούν να αναλύουν οπτικά δεδομένα σε πραγματικό χρόνο και να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις με βάση αυτά τα δεδομένα.

Η λειτουργία του Detectron2 βασίζεται σε μια αρθρωτή και επεκτάσιμη αρχιτεκτονική που επιτρέπει στους ερευνητές και τους προγραμματιστές να προσαρμόζουν εύκολα και να συνδυάζουν διαφορετικά στοιχεία για συγκεκριμένες εργασίες. Χωρίζεται σε πολλά κομμάτια, συμπεριλαμβανομένου ενός δικτύου κορμού (Backbone Network), ενός εξαγωγέα χαρακτηριστικών (Feature Extractor), και ενός δικτύου προτάσεων περιοχής (Region Proposal Network - RPN).

Το Detectron2 υποστηρίζει ένα ευρύ φάσμα μοντέλων, συμπεριλαμβανομένων δημοφιλών μοντέλων όπως Faster R-CNN, Mask R-

CNN και RetinaNet. Αυτά τα μοντέλα χρησιμεύουν ως η ραχοκοκαλιά (Backbone Core Tasks) για διάφορες εργασίες ανίχνευσης και τμηματοποίησης αντικειμένων.

Ως δίκτυο κορμού, το Detectron2 προσφέρει διάφορες επιλογές, όπως ResNet, ResNeXt και MobileNetV2, τα οποία είναι υπεύθυνα για την εξαγωγή χαρακτηριστικών από τις εικόνες εισόδου και είναι σημαντικά για την απόδοση του μοντέλου.

Το Detectron2 εισήγαγε το ROI Align, μια βελτιωμένη έκδοση του ROI (Regions of Interest) που ευθυγραμμίζει με ακρίβεια τα χαρακτηριστικά με τις περιοχές ενδιαφέροντος κατά τη διαδικασία εντοπισμού σε μια εικόνα. Το ROI Align βοηθά στη μείωση της απώλειας πληροφοριών και στη βελτίωση της ακρίβειας εντοπισμού αντικειμένων.

Το Detectron2 περιλαμβάνει ένα Feature Pyramid Network (FPN) που επιτρέπει στο μοντέλο να επεξεργάζεται αποτελεσματικά αντικείμενα σε διαφορετικές κλίμακες. Το FPN συνδυάζει σημασιολογικά πλούσια χαρακτηριστικά χαμηλής ανάλυσης με σημασιολογικά αδύναμα χαρακτηριστικά υψηλής ανάλυσης για να δημιουργήσει μια πυραμίδα χαρακτηριστικών που επιτρέπει την ανίχνευση ισχυρών αντικειμένων.

Το Detectron2 παρέχει μια εύχρηστη διεπαφή εκπαίδευσης που υποστηρίζει κατανεμημένη εκπαίδευση σε πολλαπλές μονάδες GPU ή μηχανήματα. Εφαρμόζει διάφορες τεχνικές βελτιστοποίησης, όπως προγραμματισμό ρυθμού εκμάθησης, αύξηση δεδομένων και απώλεια βάρους για να βελτιώσει την απόδοση του μοντέλου.

Αυτές είναι μερικές από τις τεχνικές λεπτομέρειες που κάνουν το Detectron2 μια ισχυρή και ευέλικτη βιβλιοθήκη για εργασίες υπολογιστικής όρασης. Η αρθρωτή αρχιτεκτονική του, η μεγάλη γκάμα υποστηριζόμενων μοντέλων και η επεκτασιμότητα το καθιστούν δημοφιλή επιλογή για ερευνητές και προγραμματιστές.

Συνολικά, το Detectron2 μπορεί να είναι ένα πολύτιμο εργαλείο σε εφαρμογές IoT που περιλαμβάνουν υπολογιστική όραση, επιτρέποντας την ανάλυση οπτικών δεδομένων σε πραγματικό χρόνο και παρέχοντας πληροφορίες για τη λήψη αποφάσεων.

Το Detectron2 μπορεί να χρησιμοποιηθεί σε εφαρμογές έξυπνης γεωργίας για την αυτοματοποίηση και τη βελτιστοποίηση διαφόρων εργασιών που σχετίζονται με τη διαχείριση των καλλιεργειών, την παρακολούθηση των ζώων και την περιβαλλοντική παρακολούθηση.

5.2 Αλγόριθμος YOLOv8 (You Only Look Once)

Ο αλγόριθμος YOLOv8 [61] (You Only Look Once) είναι μια προηγμένη τεχνολογία ανίχνευσης αντικειμένων που χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές τεχνητής νοημοσύνης. Η τεχνολογία YOLO έχει σχεδιαστεί για να είναι γρήγορη και αποτελεσματική, καθιστώντας την ιδανική

για εφαρμογές που απαιτούν πραγματικού χρόνου ανίχνευση αντικειμένων.

Η τεχνολογία YOLO χρησιμοποιεί ένα νευρωνικό δίκτυο για να ανιχνεύσει αντικείμενα σε εικόνες ή βίντεο. Το δίκτυο αυτό χρησιμοποιεί την τεχνική του "ενιαίου παραθύρου" (single shot detection) που σημαίνει ότι ανιχνεύει αντικείμενα με μία μόνο προβολή της εικόνας. Αυτό το καθιστά πολύ γρήγορο σε σχέση με άλλες τεχνολογίες ανίχνευσης αντικειμένων.

Η τεχνολογία YOLO διαθέτει επίσης ένα σύστημα ανίχνευσης που αναγνωρίζει πολλά αντικείμενα σε μια εικόνα ή ένα βίντεο, χωρίς να χρειάζεται να εκτελεστεί ξανά και ξανά για κάθε αντικείμενο. Αυτό καθιστά την τεχνολογία YOLO πολύ αποδοτική και αποτελεσματική.

Ένα από τα μεγαλύτερα πλεονεκτήματα του YOLO είναι η ταχύτητα. Η ταξινόμηση και ο εντοπισμός αντικειμένων στο YOLO εκτελούνται στην ίδια διαδικασία, γεγονός που σημαίνει ότι δεν χρειάζεται να περιμένει για την επεξεργασία των αποτελεσμάτων. Η αρχιτεκτονική του YOLO είναι επίσης πολύ αποτελεσματική στο να μειώνει τον αριθμό των ψευδών θετικών, που είναι αντικείμενα που αναγνωρίζονται κατά λάθος ως αντικείμενα ενδιαφέροντος. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση ενός συνόλου παραμέτρων στην αρχιτεκτονική του δικτύου, που ρυθμίζει το πόσο ακριβής είναι ο εντοπισμός του αντικειμένου.

Επιπλέον, το YOLO δεν απαιτεί πολλά δεδομένα εκπαίδευσης για να λειτουργήσει αποτελεσματικά. Αυτό είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για εφαρμογές στις οποίες δεν υπάρχουν πολλά διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης.

Το YOLO (You Only Look Once) είναι ένας πολύ δημοφιλής αλγόριθμος ανίχνευσης αντικειμένων για εικόνα και βίντεο. Η εφαρμογή του YOLO σε συστήματα IoT επιτρέπει την ανίχνευση αντικειμένων σε πραγματικό χρόνο και τη μετάδοση των δεδομένων στο cloud ή σε μία άλλη συσκευή.

Μια εφαρμογή του YOLO στο IoT μπορεί να είναι η ανίχνευση κινητών αντικειμένων όπως πεζοί, αυτοκίνητα και ποδήλατα για τη βελτίωση της ασφάλειας στους δρόμους. Επίσης, μπορεί να χρησιμοποιηθεί στη βιομηχανία για την ανίχνευση ελαττωματικών προϊόντων στη γραμμή παραγωγής.

Μια άλλη εφαρμογή είναι στη γεωργία, όπου το YOLO μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανίχνευση ασθενειών ή καταπόνησης στις καλλιέργειες. Με τη χρήση κατάλληλων καμερών, οι αγρότες μπορούν να παρακολουθούν τις καλλιέργειές τους σε πραγματικό χρόνο και να ανιχνεύσουν άμεσα τυχόν προβλήματα.

Η τεχνολογία YOLO μπορεί να εφαρμοστεί επίσης στην έξυπνη καλλιέργεια, βοηθώντας στην αυτόματη ανίχνευση των φυτών και στην παρακολούθηση της υγείας τους. Αυτό επιτυγχάνεται με τη χρήση καμερών και αισθητήρων που τοποθετούνται στο πεδίο καλλιέργειας,

και μπορούν να ανιχνεύσουν αρρώστιες, έντομα και άλλες ανωμαλίες στα φυτά.

Η τεχνολογία YOLO είναι εξαιρετικά αποτελεσματική στην ανίχνευση αντικειμένων, και μπορεί να εφαρμοστεί σε διάφορα είδη καλλιεργειών, όπως ελαιόδεντρα, σιτάρι, και καλλιέργειες λαχανικών.

Η ακρίβεια και η ταχύτητα της τεχνολογίας YOLO σημαίνει ότι οι γεωργοί μπορούν να ανιχνεύουν άμεσα τις ανωμαλίες και τις αρρώστιες στα φυτά, και να λαμβάνουν τα απαραίτητα μέτρα εγκαίρως. Αυτό μπορεί να μειώσει τις απώλειες και να αυξήσει την απόδοση και την ποιότητα της παραγωγής.

5.3 Επισήμανση εικόνων

Η επισήμανση (annotating) εικόνων αποτελεί μια σημαντική διαδικασία στην επεξεργασία εικόνων και στη μηχανική μάθηση. Ο σκοπός της επισήμανσης εικόνων είναι να καταστήσει δυνατή την αναγνώριση των αντικειμένων και των συνθηκών που παρουσιάζονται στην εικόνα.

Μέχρι πρόσφατα, η επισήμανση εικόνων ήταν μια επίπονη διαδικασία που έπρεπε να εκτελεστεί χειροκίνητα από ανθρώπους. Αυτό άλλαξε με τον ερχομό του VGG Image Annotator, ένα εργαλείο λογισμικού που επιτρέπει στους χρήστες να πραγματοποιήσουν επισήμανση σε εικόνες με ταχύτητα και ακρίβεια.

Η χρήση του VGG Image Annotator μπορεί να είναι ιδιαίτερα χρήσιμη για την έξυπνη γεωργία. Στην έξυπνη γεωργία, η τεχνολογία χρησιμοποιείται για να βελτιώσει την απόδοση και την παραγωγικότητα στον τομέα της γεωργίας. Η χρήση του VGG Image Annotator μπορεί να βοηθήσει στη βελτίωση της απόδοσης στη γεωργία μέσω της επισήμανσης των φωτογραφιών των καλλιεργειών και της ανάλυσης των δεδομένων.

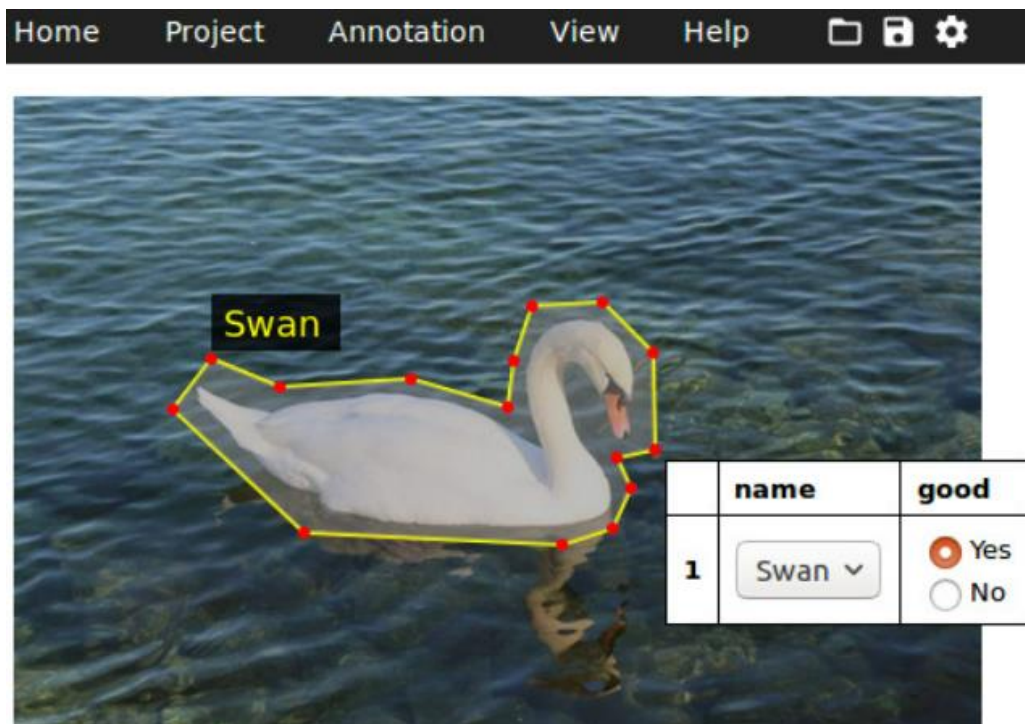
5.3.1 VGG Image Annotator (VIA)

Το VGG Image Annotator (VIA) [62] είναι ένα ανοιχτού κώδικα εργαλείο επισήμανσης εικόνων που αναπτύχθηκε από το Πανεπιστήμιο του Oxford. Το εργαλείο αυτό επιτρέπει στους χρήστες να προσθέτουν ετικέτες σε εικόνες και να περιγράφουν τα αντικείμενα που εμφανίζονται σε αυτές. Το VIA είναι ένα πολύ δημοφιλές εργαλείο στον τομέα της τεχνητής νοημοσύνης και της μηχανικής μάθησης, καθώς χρησιμοποιείται για τη δημιουργία συνόλων δεδομένων που χρησιμοποιούνται στην εκπαίδευση των αλγορίθμων αναγνώρισης εικόνων.

Το VIA προσφέρει πολλές λειτουργίες επεξεργασίας και ανάλυσης εικόνων. Οι χρήστες μπορούν να επιλέξουν μια εικόνα και να

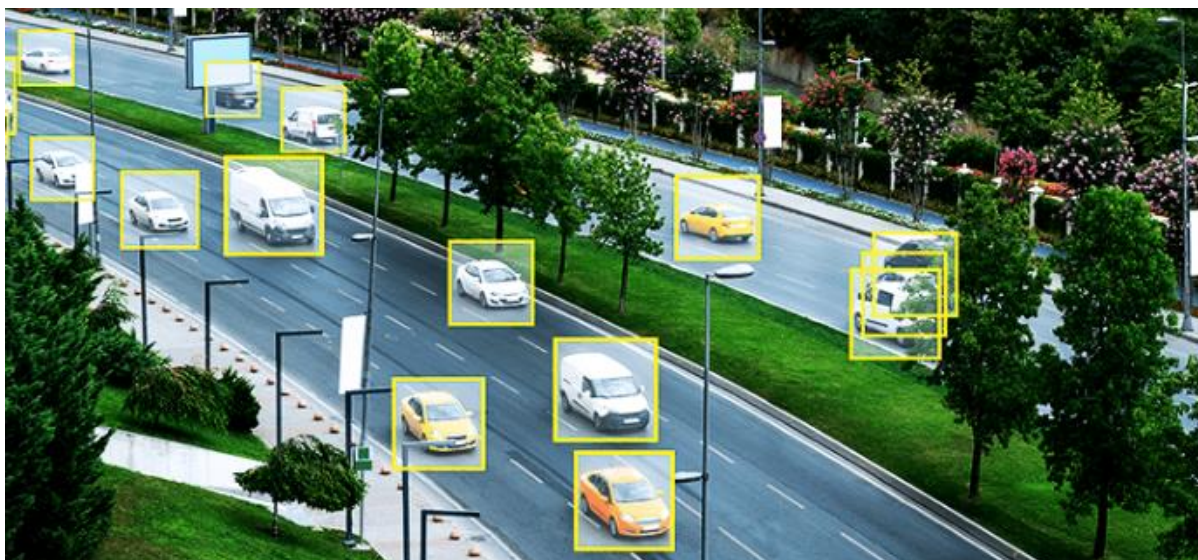
προσθέσουν ετικέτες σε διαφορετικές περιοχές της εικόνας, χρησιμοποιώντας πολλαπλά εργαλεία επιλογής σχήματος, όπως κύκλους και πολύγωνα, για να απομονώσουν μια περιοχή της εικόνας (Εικόνα 34).

Οι ετικέτες μπορούν να περιλαμβάνουν πληροφορίες όπως το όνομα του αντικειμένου και τον τύπο του αντικειμένου. Το VIA παρέχει επίσης τη δυνατότητα σχολιασμού εικόνων, δημιουργίας επιμέρους σημείων και διακοπή της εργασίας ανά πάσα στιγμή, ώστε οι χρήστες να μπορούν να συνεχίσουν αργότερα από το σημείο που σταμάτησαν. Επιπλέον, μπορούν να φιλτράρουν τις εικόνες βάσει ετικετών ή σχολίων και να εξάγουν τα δεδομένα επισήμανσης σε διάφορες μορφές αρχείων, όπως CSV, JSON και XML.



Εικόνα 34 - Επισήμανση εικόνας με το (VIA)

Εκτός από την επισήμανση εικόνων, το VIA υποστηρίζει επίσης την επισήμανση βίντεο (Εικόνα 35) και ήχου. Οι χρήστες μπορούν να επιλέξουν ένα βίντεο και να το διαιρέσουν σε διάφορα επίπεδα, ώστε να μπορούν να επισημάνουν τις διάφορες περιοχές του βίντεο και να προσθέσουν ετικέτες στις περιοχές αυτές. Επίσης, οι χρήστες μπορούν να προσθέσουν σχόλια στα διάφορα σημεία του βίντεο και να διαχειριστούν τα δεδομένα τους με τον ίδιο τρόπο όπως και με τις εικόνες.



Εικόνα 35 – Επισήμανση βίντεο με το (VIA)

Το VIA παρέχει επίσης δυνατότητες συνεργασίας μεταξύ χρηστών, ώστε να μπορούν να εργάζονται συγχρόνως σε μια κοινή βάση δεδομένων. Μπορούν να δημιουργήσουν λογαριασμούς στο VIA και να μοιραστούν πρόσβαση στις επισημασμένες εικόνες και βίντεο τους με άλλους χρήστες. Με αυτόν τον τρόπο, η εργασία της επισήμανσης και ανάλυσης εικόνων μπορεί να γίνει πιο αποδοτικά και αποτελεσματικά από μια ομάδα ανθρώπων.

Τέλος, το VIA είναι ένα ανοιχτού κώδικα λογισμικό, έτσι ώστε οι χρήστες να μπορούν να προσαρμόσουν τη λειτουργικότητά του στις ανάγκες τους. Ο πηγαίος κώδικας του VIA είναι διαθέσιμη στο GitHub, ώστε οι προγραμματιστές να μπορούν να προσθέσουν νέες λειτουργίες και να το βελτιώσουν.

Συνοψίζοντας, το VGG Image Annotator είναι ένα πολύ χρήσιμο εργαλείο για την επισήμανση και ανάλυση εικόνων, βίντεο και ήχου. Η εύχρηστη διεπαφή χρήστη, η δυνατότητα σχολιασμού εικόνων και η ευελιξία του στη χρήση του το καθιστούν ιδανικό για την επιστήμη.

5.3.2 MakeSense.ai

Το MakeSense.ai [63] είναι ένα ισχυρό εργαλείο για την επισήμανση και ανάλυση εικόνων και βίντεο. Αναπτύχθηκε από την εταιρεία MakeSense Labs και είναι διαθέσιμο δωρεάν στο κοινό.

Η διεπαφή του MakeSense.ai είναι πολύ εύχρηστη και επιτρέπει στους χρήστες να επισημάνουν γρήγορα και αποτελεσματικά εικόνες και βίντεο με πολλαπλά σχήματα και αντικείμενα. Οι χρήστες μπορούν να επιλέξουν από μια ποικιλία ετικετών και σχημάτων για να επισημάνουν τις εικόνες τους, ενώ μπορούν επίσης να δημιουργήσουν δικές τους ετικέτες και σχήματα ανάλογα με τις ανάγκες τους (Εικόνα 36).



Εικόνα 36 – Επισήμανση εικόνας με το Makesense.ai

Το MakeSense.ai προσφέρει επίσης μια πολύ χρήσιμη λειτουργία σχολιασμού, όπου οι χρήστες μπορούν να προσθέσουν σχόλια στις εικόνες και τα βίντεο. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στην ακριβή επεξεργασία των εικόνων και βίντεο, και να βελτιώσει την αποτελεσματικότητα της επισήμανσης.

Επιπλέον, το MakeSense.ai υποστηρίζει πολλά διαφορετικά πρότυπα επισήμανσης για διαφορετικούς αλγόριθμους μηχανικής μάθησης. Το MakeSense.ai υποστηρίζει επίσης τη συνεργασία μεταξύ πολλαπλών χρηστών. Οι χρήστες μπορούν να προσκαλέσουν άλλους χρήστες στο έργο τους και να συνεργαστούν στην επισήμανση των εικόνων και βίντεο. Αυτό μπορεί να βοηθήσει στην επίτευξη μιας πιο ακριβούς και συνεπούς επισήμανσης και ανάλυσης δεδομένων.

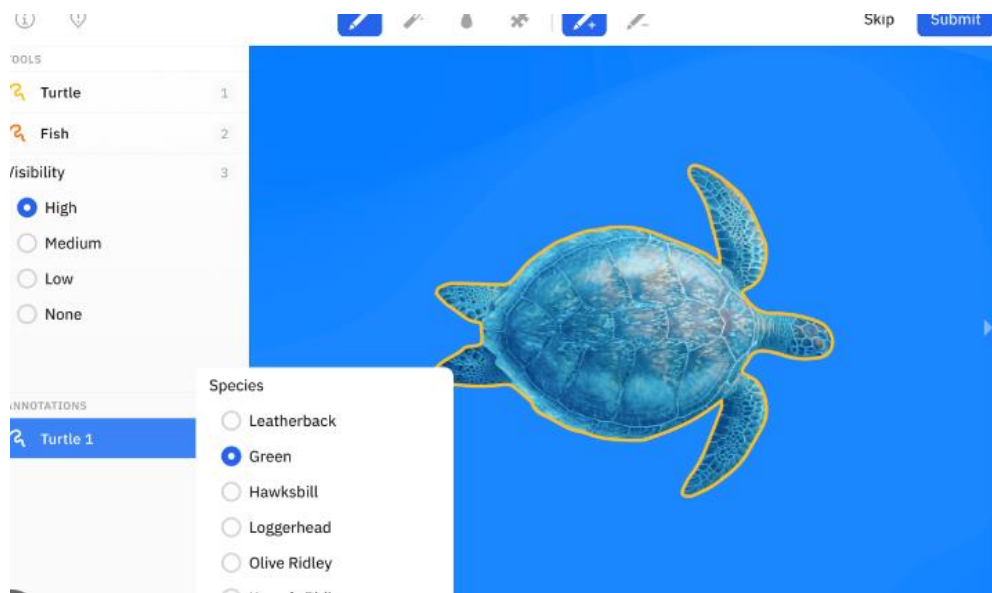
Το MakeSense.ai είναι επίσης συμβατό με πολλές διαφορετικές πλατφόρμες και γλώσσες προγραμματισμού, και μπορεί να ενσωματωθεί εύκολα σε προγράμματα που χρησιμοποιούν μηχανική μάθηση για την επεξεργασία εικόνων και βίντεο.

5.3.3 Labelbox

Το Labelbox [64] είναι μία πλατφόρμα επισήμανσης δεδομένων για αναγνώριση εικόνων που βοηθά στην ανάπτυξη εφαρμογών μηχανικής μάθησης και στην κατασκευή μοντέλων βαθιάς μάθησης. Η πλατφόρμα παρέχει επίσης εργαλεία συνεργασίας και διαχείρισης έργων για ομάδες που εργάζονται στο πλαίσιο της ανάπτυξης εφαρμογών μηχανικής μάθησης.

Η πλατφόρμα αυτή συνδέεται άμεσα με την έξυπνη καλλιέργεια καθώς οι αγρότες μπορούν να χρησιμοποιήσουν το Labelbox για να επισημάνουν και να καταγράφουν δεδομένα από τα πεδία τους, όπως φυτά, ζιζάνια ή ασθένειες στις καλλιέργειες. Η επισήμανση αυτών των δεδομένων μπορεί να βοηθήσει στη δημιουργία μοντέλων μηχανικής

μάθησης που μπορούν να αναγνωρίζουν τις καλλιέργειες και τα φυτά, την υγεία τους, την κατάστασή τους και τις ανάγκες τους.

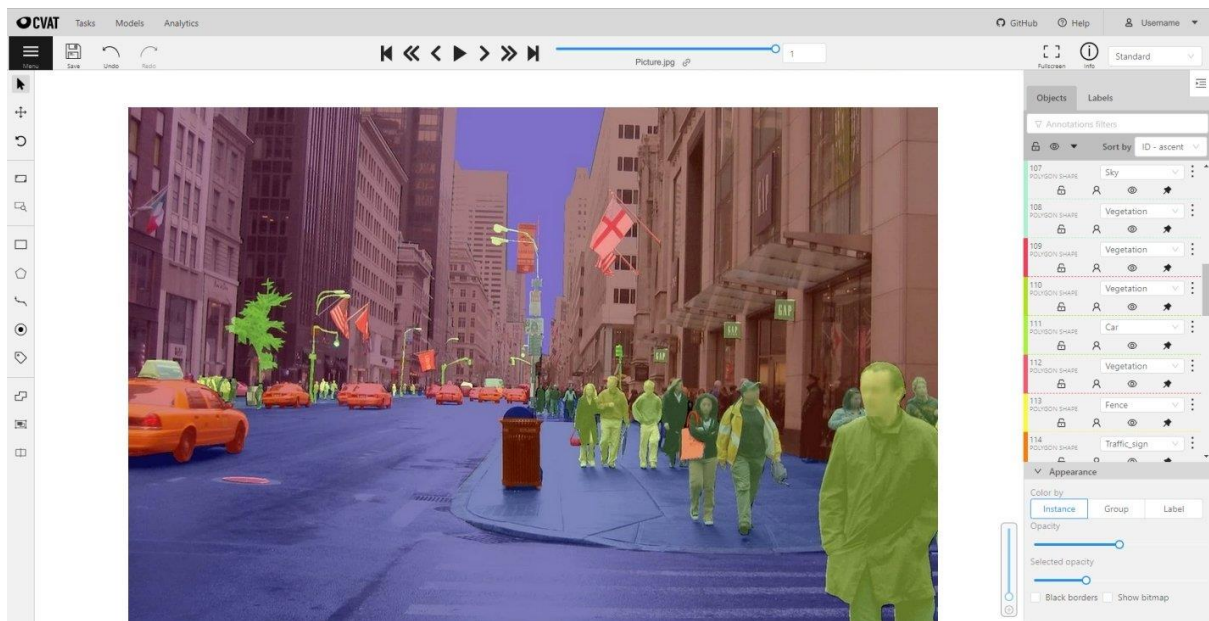


Εικόνα 37 - Επισήμανση εικόνας με το Labelbox

5.3.4 CVAT (Computer Vision Annotation Tool)

Το CVAT (Computer Vision Annotation Tool) [65] είναι ένα εργαλείο λογισμικού ανοιχτού κώδικα που χρησιμοποιείται για την ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης για επεξεργασία εικόνων και βίντεο. Το CVAT παρέχει μια ολοκληρωμένη πλατφόρμα επισήμανσης εικόνων και βίντεο, που μπορεί να χρησιμοποιηθεί για να δημιουργήσουμε ετικέτες σε εικόνες και βίντεο για την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης. Το CVAT είναι ανοιχτού κώδικα, άρα είναι ελεύθερο για όλους να το χρησιμοποιήσουν και να το τροποποιήσουν ανάλογα με τις ανάγκες τους.

Το CVAT συνδέεται με την έξυπνη καλλιέργεια, καθώς μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ανάπτυξη μοντέλων μηχανικής μάθησης για τη βελτίωση της παραγωγικότητας στη γεωργία. Με τη χρήση του CVAT, οι καλλιεργητές μπορούν να επισημάνουν εικόνες περιβάλλοντος, όπως εικόνες από αγροτικές εκτάσεις, και να τις χρησιμοποιήσουν για την εκπαίδευση μοντέλων μηχανικής μάθησης.



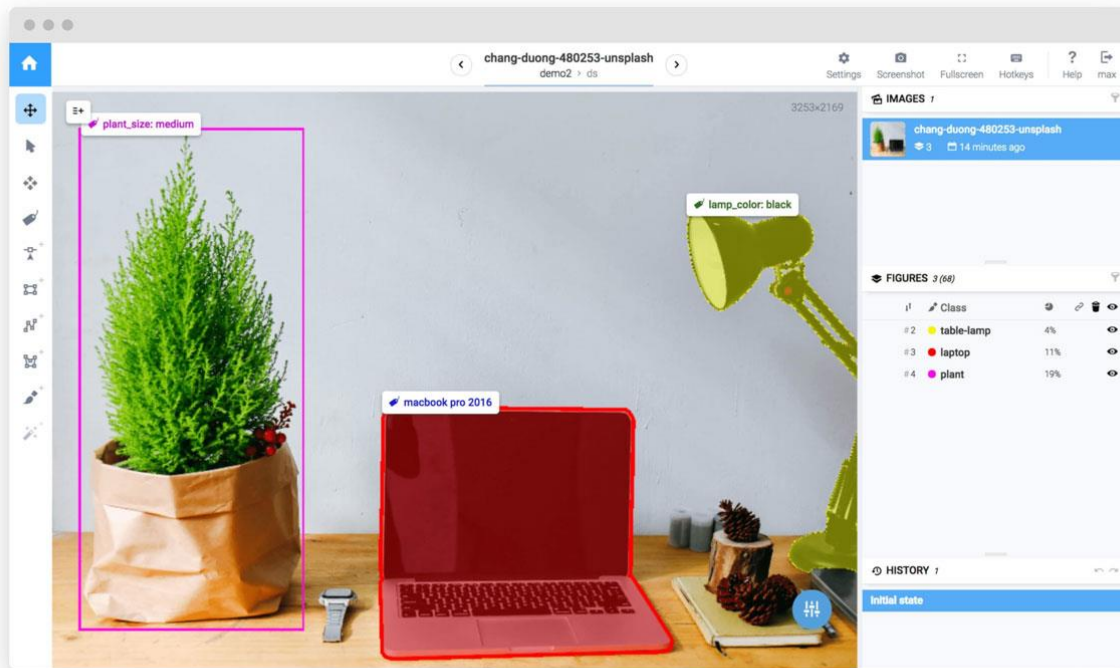
Εικόνα 38 – Επισήμανση εικόνας με το CVAT

5.3.5 Supervisely

Το Supervisely [66] είναι μια πλατφόρμα αυτόματης επεξεργασίας εικόνων και βίντεο, η οποία σχεδιάστηκε για να βοηθήσει στην ανάπτυξη και εκπαίδευση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης.

Με το Supervisely, οι χρήστες μπορούν να επιλέξουν μια σειρά από εργαλεία επεξεργασίας εικόνων και βίντεο, συμπεριλαμβανομένης της επισήμανσης, της ανίχνευσης αντικειμένων, της ανάλυσης αντικειμένων, της ανίχνευσης προσώπων και της ανίχνευσης σκηνών.

Η πλατφόρμα Supervisely χρησιμοποιείται σε πολλές εφαρμογές που σχετίζονται με την έξυπνη καλλιέργεια, όπως η επεξεργασία εικόνων για την ανίχνευση και καταγραφή δεδομένων από αγροτικά τοπία. Η επισήμανση εικόνων στο Supervisely μπορεί να χρησιμοποιηθεί για τη δημιουργία μιας βάσης δεδομένων με αναφορά σε συγκεκριμένα αγροτικά προβλήματα, όπως η ανίχνευση ασθενειών στο φυτό ή η παρακολούθηση της ωρίμανσης των καρπών.



Εικόνα 39 – Επισήμανση εικόνας με το Supervisely

5.4 Μετρικές Αξιολόγησης

Σε αυτήν την υποενότητα παρουσιάζονται οι σημαντικότερες μετρικές που χρησιμοποιούνται για την αξιολόγηση ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται συνοπτικά οι μετρικές Precision, Recall, F1-Score, mAP και ο Confusion Matrix.

Πριν όμως παρουσιάσουμε σε αυτές τις μετρικές θα πρέπει να αναφερθούμε στις έννοιες True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), και False Negative (FN).

- True Positive (TP): Πρόκειται για περιπτώσεις όπου το μοντέλο πρόβλεψε σωστά την κλάση του αντικειμένου. Με άλλα λόγια, το μοντέλο προβλέπει το δείγμα ως θετικό, και ήταν πράγματι θετικό.
- False Positive (FP): Πρόκειται για περιπτώσεις όπου το μοντέλο πρόβλεψε εσφαλμένα τη κλάση του αντικειμένου. Το μοντέλο προβλέπει ότι το δείγμα είναι θετικό, αλλά στην πραγματικότητα είναι αρνητικό.
- True Negatives (TN): Πρόκειται για περιπτώσεις όπου το μοντέλο πρόβλεψε σωστά την αρνητική κλάση του αντικειμένου. Το μοντέλο προβλέπει ότι το δείγμα είναι αρνητικό, και είναι πράγματι αρνητικό.
- False Negatives (FN): Πρόκειται για περιπτώσεις όπου το μοντέλο πρόβλεψε εσφαλμένα την αρνητική κλάση του αντικειμένου. Το

μοντέλο προβλέπει ότι το δείγμα είναι αρνητικό, αλλά στην πραγματικότητα είναι θετικό.

Με βάση τα παραπάνω οι μετρικές Precision, Recall, F1-Score, mAP και ο Confusion Matrix περιγράφονται στην συνέχεια.

- **Precision:** Μετρά τη συνολική ορθότητα του μοντέλου και υπολογίζεται καθώς υποδεικνύει πόσες από τις θετικές προβλέψεις που έγιναν από το μοντέλο ήταν σωστές και υπολογίζεται σύμφωνα με τον τύπο.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- **Recall:** Είναι επίσης γνωστή ως ευαισθησία ή πραγματικό θετικό ποσοστό. Μετρά την αναλογία των πραγματικών θετικών περιπτώσεων που προσδιορίστηκαν σωστά από το μοντέλο και υπολογίζεται σύμφωνα με το τύπο.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- **F1-Score:** Είναι το αρμονικό μέσο ακρίβειας και ανάκλησης και παρέχει μια ισορροπημένη αξιολόγηση της απόδοσης του μοντέλου, ειδικά όταν πρόκειται για μη ισορροπημένα σύνολα δεδομένων. Υπολογίζεται με την χρήση του Precision και του Recall σύμφωνα με τον τύπο.

$$F1 - Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

- **mAP (mean Average Precision):** Είναι ο μέσος όρος του Precision για κάθε κλάση αντικειμένου. Όταν ορίζεται ως mAP@50 μετρά την ποιότητα των προβλέψεων του μοντέλου, λαμβάνοντας υπόψη ως όριο το 50 για την αναγνώριση των αντικειμένων.

Ο Confusion Matrix είναι ένα θεμελιώδες εργαλείο που χρησιμοποιείται στον τομέα της μηχανικής μάθησης για την αξιολόγηση της απόδοσης ενός μοντέλου ταξινόμησης των εικόνων. Αποτελεί μια σαφή και συνοπτική περίληψη των προβλέψεων του μοντέλου συγκρίνοντας τις προβλεπόμενες ετικέτες κλάσεων από το σύνολο δεδομένων. Ο Confusion Matrix αναπαρίσταται συνήθως σε μορφή πίνακα χρησιμοποιώντας τα TP, FP, FN και TN όπως φαίνεται στην Εικόνα 40.

| | | True Class | |
|-----------------|----------|------------|----------|
| | | Positive | Negative |
| Predicted Class | Positive | TP | FP |
| | Negative | FN | TN |

Εικόνα 40 - Δομή του Confusion Matrix

Το Confusion Matrix είναι ένα ουσιαστικό εργαλείο για την κατανόηση των δυνατοτήτων και των αδυναμιών ενός μοντέλου ταξινόμησης. Αναλύοντας τις τιμές εντός του πίνακα και υπολογίζοντας τις σχετικές μετρήσεις, μπορεί κανείς να αποκτήσει πληροφορίες για την ακρίβεια και την ικανότητα του μοντέλου να ταξινομεί σωστά στιγμιότυπα από διαφορετικές κλάσεις. Αυτό βοηθά στη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων σχετικά με την επιλογή μοντέλου και τη βελτίωση της απόδοσης.

Κεφάλαιο 6: Πρακτική εφαρμογή ανίχνευσης και ταξινόμησης μανιταριών

Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζεται η πρακτική εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για ανίχνευση και ταξινόμηση άγριων μανιταριών αλλά και για ανίχνευση του περιγράμματος μανιταριών που αναπτύσσονται σε θερμοκήπιο.

Συγκεκριμένα, πραγματοποιήθηκε εφαρμογή σε δύο διαφορετικά αντικείμενα για μανιτάρια χρησιμοποιώντας δύο διαφορετικούς αλγόριθμους ανίχνευσης αντικειμένων, τον YOLOv8 [61] και τον Detectron2 [60].

Η μία από τις δύο πρακτικές εφαρμογές αφορά την ανίχνευση και ταξινόμηση άγριων μανιταριών χρησιμοποιώντας τον αλγόριθμο YOLOv8. Η εκπαίδευση του αλγορίθμου πραγματοποιήθηκε σε ένα σύνολο δεδομένων (dataset) από φωτογραφίες που προέρχονται από την βάση δεδομένων του kaggle.com.

Η δεύτερη πρακτική εφαρμογή αφορά την ανίχνευση του περιγράμματος μανιταριών πλευρώτους με χρήση του αλγορίθμου Detectron2. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκαν φωτογραφίες που συλλέχθηκαν από ένα θερμοκήπιο μανιταριών στην περιοχή των Γρεβενών.

Η εγκατάσταση των YOLOv8 και Detectron2 έγινε με την χρήση του Docker σε εικονικό μηχάνημα στον OKEANOS-KNOSSOS (<https://oceanos-knossos.grnet.gr/>). Το OKEANOS-KNOSSOS είναι μια υπηρεσία υπολογιστικού νέφους (cloud computing) που παρέχει πόρους υπολογιστικής ισχύος, αποθήκευσης αλλά και άλλες υπηρεσίες στην ελληνική ακαδημαϊκή κοινότητα. Αν και δεν διαθέτει κάρτα γραφικών που επιταχύνει στην εκτέλεση των αλγορίθμων μηχανικής μάθησης, μπορεί να λειτουργεί συνεχώς χωρίς διακοπή. Επομένως, ανάλογα με τις απαιτήσεις που καθορίστηκαν, κάποιες από τις εκτελέσεις των αλγορίθμων διήρκησαν μερικές ώρες και κάποιες άλλες μερικές ημέρες.

Στην συνέχεια του κεφαλαίου παρουσιάζεται η διαδικασία εκπαίδευσης των μοντέλων καθώς και τα αποτελέσματα που προέκυψαν για κάθε μία

από τις αναφερόμενες πρακτικές εφαρμογές. Η εκτέλεση των αλγορίθμων έγινε με διαφορετικά προ-εκπαιδευμένα μοντέλα με σκοπό να παρουσιαστεί μία σύγκριση των αποτελεσμάτων.

6.1 Ανίχνευση και ταξινόμηση άγριωνμανιταριών.

Για την εκπαίδευση ενός μοντέλου μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση και ταξινόμηση άγριωνμανιταριών, αποφασίστηκε να χρησιμοποιηθεί ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης YOLOv8 που όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενη ενότητα αποτελεί έναν από τους πιο σύγχρονους και εξελιγμένους αλγόριθμους στην κατηγορία του.

6.1.1 Συλλογή και προετοιμασία δεδομένων

Το σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε προήλθε από την βάση δεδομένων kaggle.com [30] η οποία αποτελεί ίσως την μεγαλύτερη επιστημονική κοινότητα με ποικίλα ανοιχτά δεδομένα διαθέσιμα προς κάθε ενδιαφερόμενο, κατάλληλα για χρήση εφαρμογών μηχανικής μάθησης και τεχνητής νοημοσύνης.

Το σύνολο δεδομένων (dataset) που χρησιμοποιήθηκε αποτελείται από 6714 συνολικά φωτογραφίες άγριωνμανιταριών οι οποίες είναι ταξινομημένες σε εννέα κατηγορίες. Τα είδη άγριωνμανιταριών καθώς και ο αριθμός των φωτογραφιών ανά είδος είναι:

- Agaricus (353 φωτογραφίες)
- Amanita (750 φωτογραφίες)
- Boletus (1073 φωτογραφίες)
- Cortinarius (836 φωτογραφίες)
- Entoloma (364 φωτογραφίες)
- Hygrocybe (316 φωτογραφίες)
- Lactarius (1563 φωτογραφίες)
- Russula (1148 φωτογραφίες)
- Suillus (311 φωτογραφίες)

Στην Εικόνα 41 φαίνεται ενδεικτικά μία φωτογραφία για κάθε είδος άγριουμανιταριού που περιέχει το σύνολο δεδομένων.



Agaricus



Amanita



Boletus



Cortinarius



Entoloma



Hygrocybe



Lactarius



Russula



Suillus

Εικόνα 41 - Ενδεικτικές φωτογραφίες από τα διάφορα είδη των άγριωνμανιταριών.

Πριν χρησιμοποιηθούν οι φωτογραφίες αυτές για την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης κρίθηκε απαραίτητο να αφαιρεθούν όσες από αυτές δεν ικανοποιούσαν κάποια ποιοτικά χαρακτηριστικά. Έτσι, αφαιρέθηκαν όσες φωτογραφίες δεν είχαν ικανοποιητική ανάλυση αλλά και όσες από αυτές περιείχαν μόνο ένα τμήμα τουμανιταριού. Ο τελικός αριθμός των φωτογραφιών που έμειναν μετά από αυτή την διαδικασία είναι 6117 και κατανέμονται στα είδη τωνμανιταριών ως εξής :

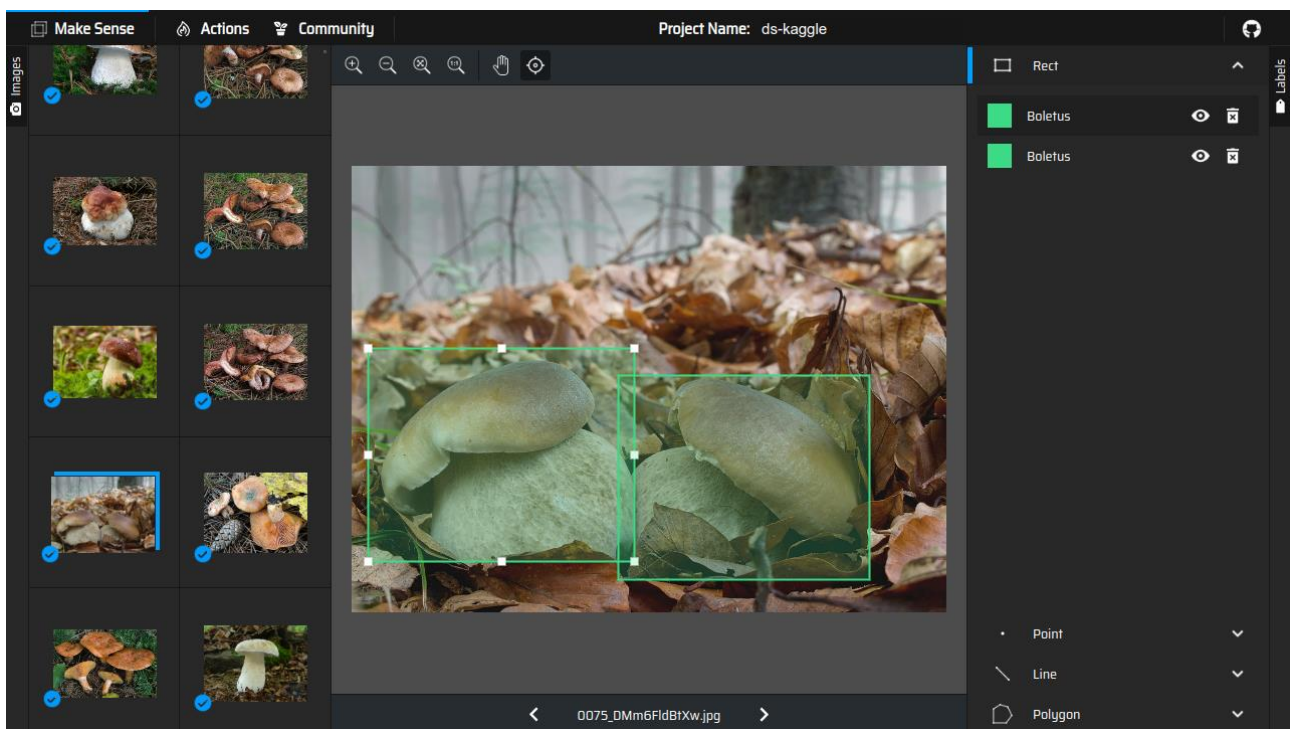
- Agaricus (353 φωτογραφίες)
- Amanita (750 φωτογραφίες)
- Boletus (1073 φωτογραφίες)
- Cortinarius (836 φωτογραφίες)
- Entoloma (364 φωτογραφίες)
- Hygrocybe (316 φωτογραφίες)
- Lactarius (1563 φωτογραφίες)

- Russula (1148 φωτογραφίες)
- Suillus (311 φωτογραφίες)

Επιπλέον, οι φωτογραφίες χωρίστηκαν τυχαία σε δύο μέρη, με το ένα από αυτά να αποτελεί το training dataset και το άλλο το evaluation dataset, με το πρώτο να περιλαμβάνει 4309 φωτογραφίες και το δεύτερο 1808, το οποίο μεταφράζεται ποσοστιαία σε 70,44% και 29,56% αντίστοιχα.

6.1.2 Επισήμανση άγριωνμανιταριών

Επόμενο βήμα ήταν η επισήμανση (annotation) τωνμανιταριών ανά είδος για κάθε φωτογραφία. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε το MakeSense.ai που αποτελεί ένα σύγχρονο εργαλείο με φιλική διεπαφή. Στην Εικόνα 42, παρουσιάζεται ένα στιγμιότυπο από την διαδικασία επισήμανσης των άγριωνμανιταριών.



Εικόνα 42 – Επισήμανση άγριωνμανιταριών με το MakeSense.ai

Όπως φαίνεται και από την Εικόνα 42, πολλές από τις φωτογραφίες περιλαμβάνουν περισσότερα από ένα μανιτάρια. Ο Πίνακας 1 παρουσιάζει τον αριθμό ανά είδος άγριωνμανιταριών τόσο για το training dataset αλλά και για το evaluation dataset μετά από την διαδικασία της επισήμανσης. Το πρώτο χρησιμοποιείται από τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης σε κάθε βήμα εκτέλεσης του για την εκπαίδευση του μοντέλου, ενώ το δεύτερο χρησιμοποιείται στο τέλος του κάθε βήματος για την επαλήθευση και την βαθμολόγηση των αποτελεσμάτων με σκοπό την βελτίωση του μοντέλου στο επόμενο βήμα.

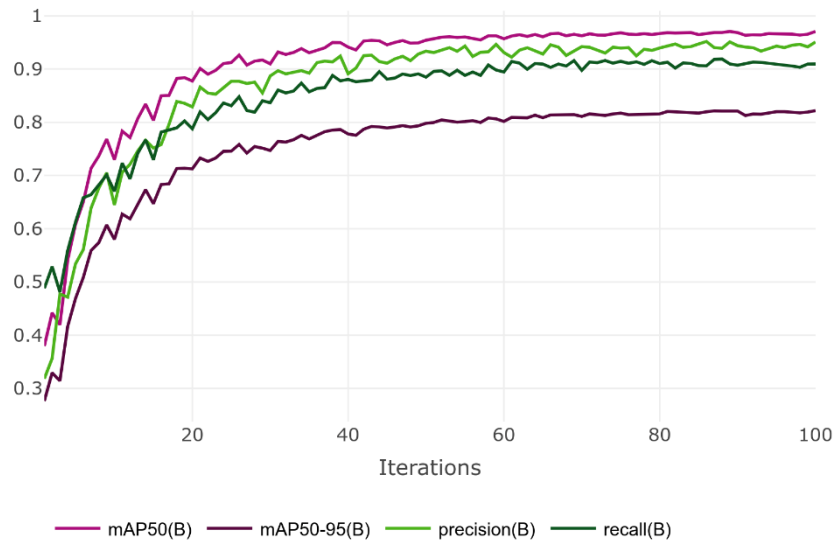
Πίνακας 1 - Αριθμόςμανιταριών ανά είδος για το training και για το evaluation dataset

| Είδος μανιταριών | Training dataset | Evaluation dataset |
|------------------|------------------|--------------------|
| Agaricus | 838 | 335 |
| Amanita | 1235 | 574 |
| Boletus | 1577 | 704 |
| Cortinarius | 2515 | 1128 |
| Entoloma | 1004 | 502 |
| Hygrocybe | 1036 | 477 |
| Lactarius | 4240 | 1866 |
| Russula | 2713 | 1087 |
| Suillus | 940 | 376 |
| Σύνολο | 16098 | 7049 |

6.1.3 Εκπαίδευση μοντέλου μηχανικής μάθησης

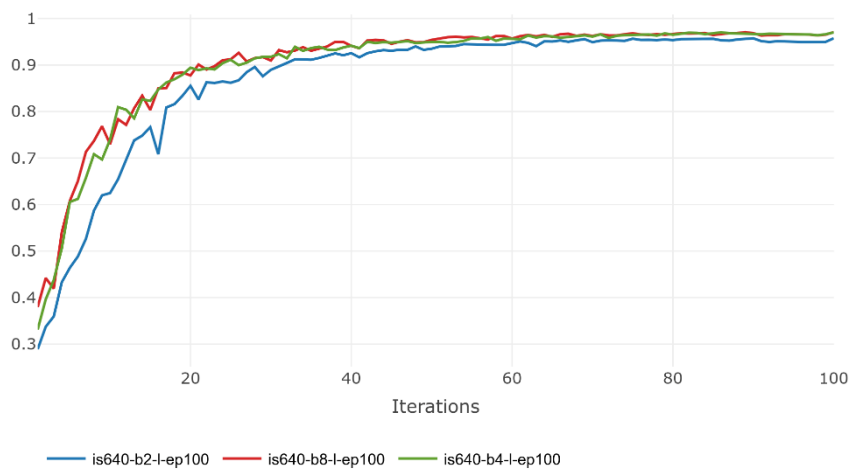
Επόμενο βήμα της διαδικασίας είναι η εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης, για την οποία χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος YOLOv8. Χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικά προ-εκπαιδευμένα μοντέλα αλλά και διαφορετικό μέγεθος για το batch size με σκοπό να πραγματοποιηθεί μία σύγκριση μεταξύ τους. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν τα προ-εκπαιδευμένα μοντέλα YOLOv8n, YOLOv8s, YOLOv8m και YOLOv8l για τρεις διαφορετικές τιμές ως batch size (2, 4, 8), ενώ το μέγιστο μέγεθος που επιλέχθηκε για τις φωτογραφίες ήταν 640 pixels. Η εκπαίδευση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε σε 100 epoch, δηλαδή σε 100 επαναλήψεις όπου κάθε φορά λαμβάνονται υπόψη όλες οι φωτογραφίες του dataset. Τέλος, να σημειώσουμε ότι κατά την εκπαίδευση πραγματοποιήθηκε σύνδεση με το Clear.ml με σκοπό την διευκόλυνση της παρακολούθησης της διαδικασίας.

Για την σύγκριση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκαν οι μετρικές mAP@50, mAP@50-95, Precision, Recall καθώς και η F1-Score που παρουσιάστηκαν σε προηγούμενο κεφάλαιο. Ένα συγκριτικό γράφημα της εξέλιξης των μετρικών αυτών κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου με βάση το YOLOv8l και με batch size 8 φαίνεται στην Εικόνα 43.



Εικόνα 43 - Εξέλιξη των μετρικών κατά την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης για το YOLOv81 και batch size 8.

Επιπλέον, στην Εικόνα 44 παρουσιάζεται η εξέλιξη των μετρικών κατά την εκπαίδευση του μοντέλου με βάση το YOLOv81 και για τα 3 διαφορετικά batch size (2, 4, 8).



Εικόνα 44 - Εξέλιξη της μετρικής mAP@50 για το YOLOv81 και για διαφορετικά batch size

6.1.4 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

Ο Πίνακας 2 παρουσιάζει τις τιμές που προέκυψαν για όλες τις μετρικές για όλα τα προ-εκπαιδευμένα μοντέλα και για τα διαφορετικά batch size που χρησιμοποιήθηκαν.

Πίνακας 2 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων για διάφορα προ-εκπαιδευμένα μοντέλα και για διαφορετικά batch size

| | batch size | mAP@50 | mAP@50-95 | Precision | Recall | F1-Score |
|---------|------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| YOLOv8n | 2 | 0,943 | 0,783 | 0,902 | 0,876 | 0,889 |
| | 4 | 0,955 | 0,796 | 0,926 | 0,894 | 0,900 |
| | 8 | 0,954 | 0,798 | 0,932 | 0,891 | 0,911 |
| YOLOv8s | 2 | 0,957 | 0,797 | 0,923 | 0,903 | 0,913 |
| | 4 | 0,962 | 0,808 | 0,938 | 0,916 | 0,927 |
| | 8 | 0,963 | 0,814 | 0,937 | 0,912 | 0,924 |
| YOLOv8m | 2 | 0,959 | 0,806 | 0,922 | 0,908 | 0,915 |
| | 4 | 0,968 | 0,817 | 0,934 | 0,927 | 0,931 |
| | 8 | 0,968 | 0,820 | 0,930 | 0,929 | 0,929 |
| YOLOv8l | 2 | 0,957 | 0,807 | 0,933 | 0,894 | 0,913 |
| | 4 | 0,970 | 0,821 | 0,942 | 0,921 | 0,931 |
| | 8 | 0,971 | 0,822 | 0,951 | 0,910 | 0,930 |

Οι μετρικές mAP@50 και mAP@50-95 χρησιμοποιούνται συχνά για τον χαρακτηρισμό της απόδοσης ενός εκπαιδευμένου μοντέλου. Η καλύτερη τιμή για την μετρική mAP@50 είναι η 0,971 για την περίπτωση του μοντέλου με βάση το YOLOv8l και batch size 8 ενώ παραπλήσια είναι και η τιμή για batch size 4 αλλά και στην περίπτωση του YOLOv8m με batch size 4 και 8. Επιπλέον, πολύ κοντά είναι και οι τιμές του mAP@50 για την περίπτωση του YOLOv8s. Σχετικά με την μετρική mAP@50-95 καλύτερη τιμή έχουμε την 0,822 για το YOLOv8l για batch size 8 ενώ ισχύουν τα ίδια και για άλλους συνδυασμούς όπως και στην προηγούμενη περίπτωση.

Όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενη ενότητα το F1-Score είναι και αυτή μία από τις μετρικές που χαρακτηρίζουν την απόδοση ενός μοντέλου. Στην περίπτωση μας η καλύτερη τιμή του F1-Score είναι η 0,931 αλλά παραπλήσιες τιμές συναντώνται σε διάφορους συνδυασμούς, όπως για παράδειγμα για τα μοντέλα που προέκυψαν με βάση το YOLOv8m και YOLOv8l για batch size 4 και 8. Ελάχιστα μικρότερες τιμές δίνουν τα μοντέλα που προέκυψαν από το μοντέλο YOLOv8s για batch size 4 και 8.

Από τα παραπάνω προκύπτει ότι σε σχέση με την αναγνώριση των άγριων μανιταριών, τα μοντέλα που βασίστηκαν στο YOLOv8l και YOLOv8m έχουν την ίδια απόδοση για batch size 4 και 8, ενώ ελάχιστα υπολείπεται το μοντέλο που βασίστηκε στο YOLOv8s. Αυτό οφείλεται πιθανόν στο γεγονός ότι όλες οι φωτογραφίες περιέχουν μόνο μανιτάρια σε ευδιάκριτο μέγεθος, ενώ δεν περιέχουν κάποια άλλα αντικείμενα.

Σχετικά με την ταξινόμηση των άγριων μανιταριών μεταξύ των διαφορετικών ειδών θα πρέπει να δούμε τις αντίστοιχες μετρικές για κάθε ένα από αυτά σε κάποιο από τα μοντέλα που εκπαιδεύτηκαν. Τα αποτελέσματα που θα παρουσιαστούν στην συνέχεια αντιστοιχούν στο YOLOv8l με batch size 8, το οποίο είναι και ένα από τα καλύτερα στην ακρίβεια ανίχνευσης όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως.

Ο Πίνακας 3 παρουσιάζει τις μετρικές (mAP@50, mAP@50-95, Precision, Recall, F1-Score) σε σχέση με κάθε είδος άγριου μανιταριού.

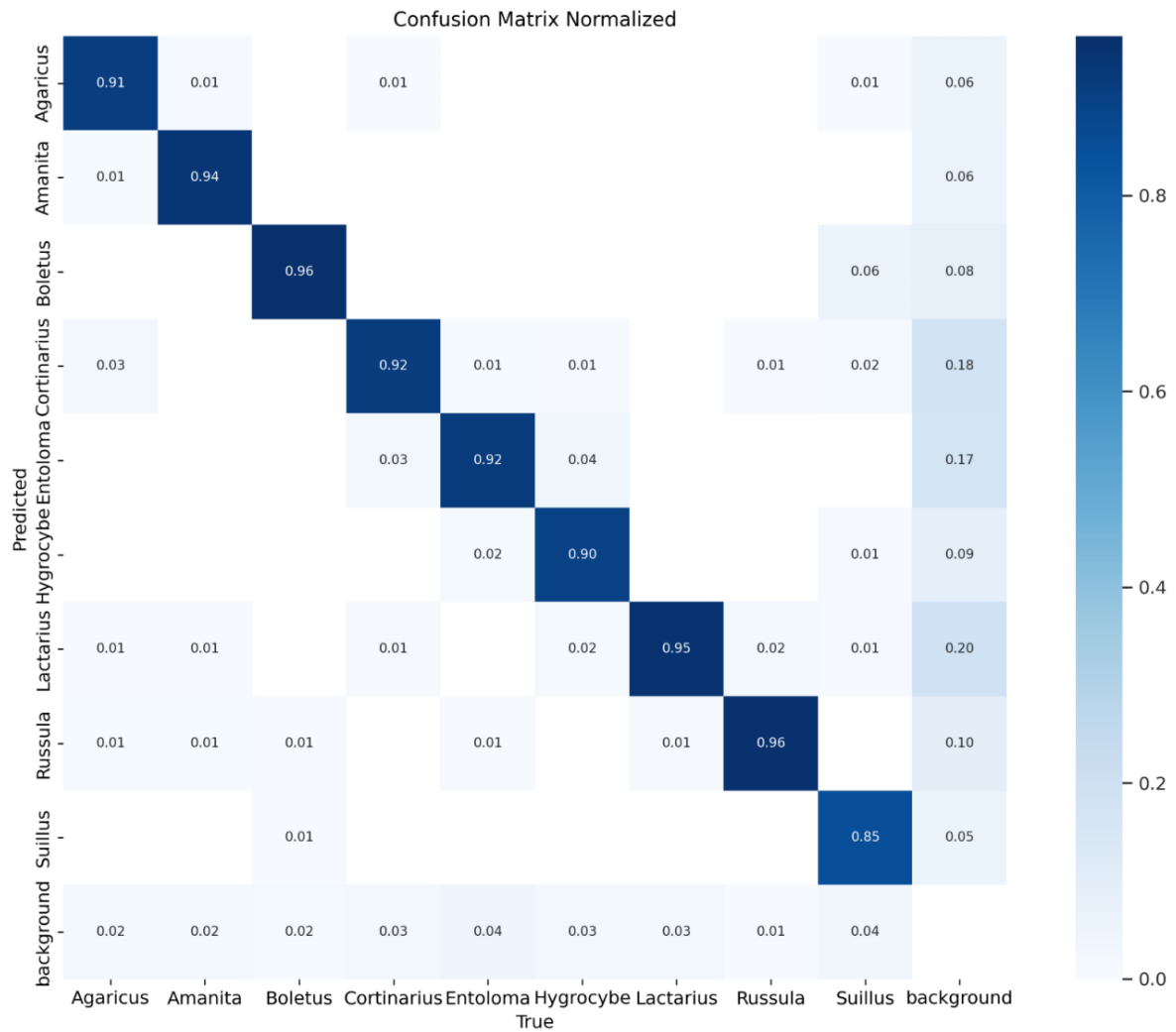
Πίνακας 3 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων ανά είδος άγριου μανιταριού με βάση το προ-εκπαιδευμένο μοντέλο YOLOv8l

| Είδος | mAP@50 | mAP@50-95 | Precision | Recall | F1-Score |
|-------------|--------|-----------|-----------|--------|----------|
| Agaricus | 0,969 | 0,755 | 0,949 | 0,901 | 0,924 |
| Amanita | 0,987 | 0,795 | 0,970 | 0,927 | 0,948 |
| Boletus | 0,983 | 0,843 | 0,953 | 0,956 | 0,955 |
| Cortinarius | 0,974 | 0,828 | 0,963 | 0,902 | 0,932 |
| Entoloma | 0,937 | 0,769 | 0,877 | 0,894 | 0,885 |
| Hygrocybe | 0,965 | 0,802 | 0,954 | 0,873 | 0,912 |
| Lactarius | 0,978 | 0,875 | 0,958 | 0,941 | 0,949 |
| Russula | 0,987 | 0,901 | 0,963 | 0,954 | 0,958 |
| Suillus | 0,956 | 0,830 | 0,970 | 0,838 | 0,899 |

Από την τιμή της μετρικής F1-Score φαίνεται ότι τα καλύτερα είδη σε ανίχνευση με βάση τον YOLOv8l είναι τα Lactarius, Boletus, Russula και Amanita. Επιπλέον, μικρότερη τιμή έχουν τα είδη Entoloma και Suillus.

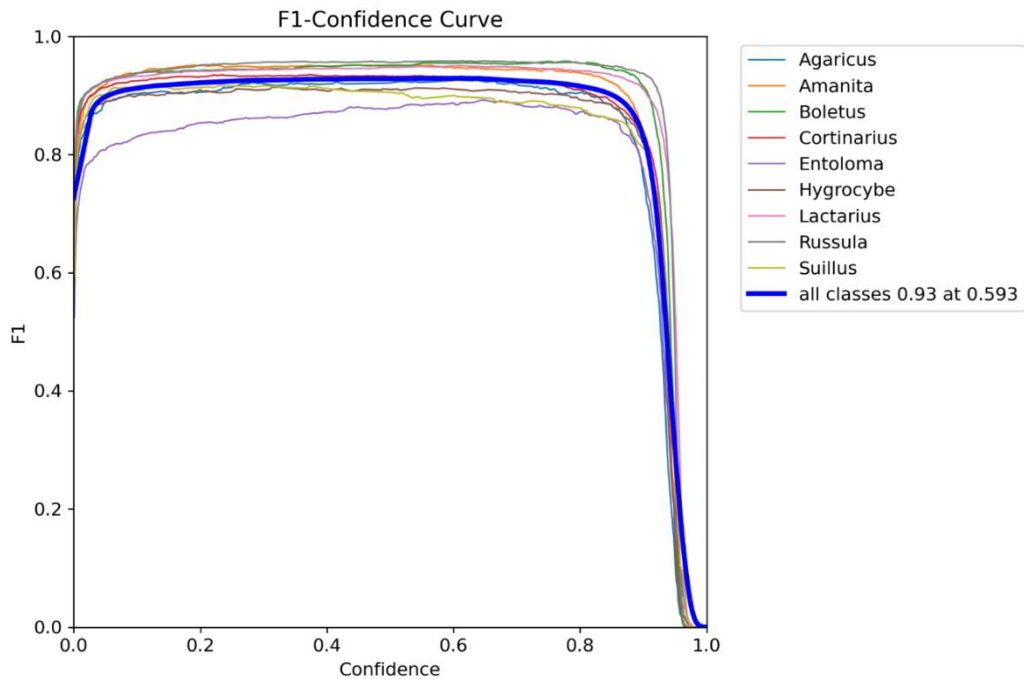
Σύμφωνα με την μετρική mAP@50 όλα τα είδη μανιταριών είναι πολύ κοντά, ενώ σύμφωνα με την μετρική mAP@50-95 ξεχωρίζουν και πάλι τα τρία είδη Lactarius, Russula και Boletus. Για αυτήν την μετρική μικρότερη τιμή έχουν τα Agaricus, Amanita και Hygrocybe.

Επιπλέον, η Εικόνα 45 παρουσιάζει τον Confusion Matrix ο οποίος αποδίδει οπτικά το ποσοστό επιτυχίας αναγνώρισης ανά είδος μανιταριών. Από το σχήμα αυτό γίνεται εύκολα αντιληπτό ότι όλα τα είδη μανιταριών έχουν ποσοστό επιτυχίας άνω του 85%. Επιπλέον, είναι εμφανές ότι καλύτερα ποσοστά ανίχνευσης έχουμε στα είδη Lactarius, Russula, Boletus και Amanita.



Εικόνα 45 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων με βάση τον Confusion Matrix

Τέλος, η Εικόνα 46 παρουσιάζει την καμπύλη εμπιστοσύνης για την ανίχνευση και ταξινόμηση των άγριωνμανιταριών. Και από αυτήν την καμπύλη φαίνεται η μικρή υπεροχή στην αναγνώριση των ειδών Lactarius, Russula, Boletus και Amanita που είναι πάνω από την καμπύλη μέσης τιμής για τις υψηλές τιμές εμπιστοσύνης (confidence).



Εικόνα 46- Σύγκριση του F1-Score σε σχέση με το Confidence ανίχνευσης ανά είδος μανιταριού

Συνοψίζοντας, τα αποτελέσματα της αξιολόγησης φαίνονται ικανοποιητικά για όλα τα είδη μανιταριών με κάποια να υπερέχουν ελαφρώς από τα υπόλοιπα. Αλλά, λόγω του γεγονότος ότι πολλά από τα άγρια μανιτάρια δεν είναι εδώδιμα και μπορούν να προκαλέσουν βλάβες στον άνθρωπο δεν συστήνεται η χρήση του YOLOv8 ως αποκλειστική μέθοδος καθώς δεν παρέχει επιτυχία ταξινόμησης 100%.

Δύο παραδείγματα χρήσης του μοντέλου μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση και ταξινόμηση άγριων μανιταριών παρουσιάζονται στην Εικόνα 47. Να σημειώσουμε ότι οι συγκεκριμένες φωτογραφίες δεν περιέχονται στο dataset που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευση του μοντέλου.



Εικόνα 47 - Παράδειγμα ανίχνευση και ταξινόμησης άγριων μανιταριών.

6.2 Ανίχνευση περιγράμματοςμανιταριών πλευρώτους

Ως δεύτερη πρακτική εφαρμογή πραγματοποιήθηκε εκπαίδευση μοντέλου μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση του περιγράμματοςμανιταριών που καλλιεργούνται σε θερμοκήπιο και συγκεκριμέναμανιταριών του γένους πλευρώτους. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Detectron2 που έχει δυνατότητες ανίχνευσης και ταξινόμησης αντικειμένων αλλά και δυνατότητες ανίχνευσης του ακριβούς περιγράμματος.

Πρακτικές εφαρμογές ενός τέτοιου μοντέλου θα μπορούσε για παράδειγμα να είναι η χρήση του για τον υπολογισμό του μεγέθους τωνμανιταριών ή και η μελλοντική χρήση από έναν ρομποτικό μηχανισμό που θα έχει δυνατότητες αυτοματοποιημένης συγκομιδής εντός του θερμοκηπίου.

6.2.1 Συλλογή και προετοιμασία δεδομένων

Η συλλογή των φωτογραφιών πραγματοποιήθηκε σε θερμοκήπιομανιταριών πλευρώτους που βρίσκεται κοντά στην πόλη των Γρεβενών. Συλλέχθηκαν συνολικά περίπου 800 φωτογραφίες απόμανιτάρια πλευρώτους σε διάφορα μεγέθη. Στην συνέχεια ακολούθησε μία διαλογή των φωτογραφιών ώστε να επιλεχθούν οι καλύτερες από αυτές. Για παράδειγμα, διαγράφηκαν όσες φωτογραφίες ήταν θολές, ενώ επιπλέον διαγράφηκαν και αυτές που είχαν πολλάμανιτάρια στο φόντο. Τελικά επιλέχθηκαν μόνο αυτές που έχουν ευδιάκριταμανιτάρια σε κοντινό πλάνο, καθώς κάτι τέτοιο διευκόλυνε και την επισήμανση του περιγράμματος τωνμανιταριών αλλά και τα αποτελέσματα του αλγορίθμου.

Τρεις ενδεικτικές φωτογραφίες από το σύνολο δεδομένων (dataset) των φωτογραφιών που χρησιμοποιήθηκαν φαίνεται στην Εικόνα 48.

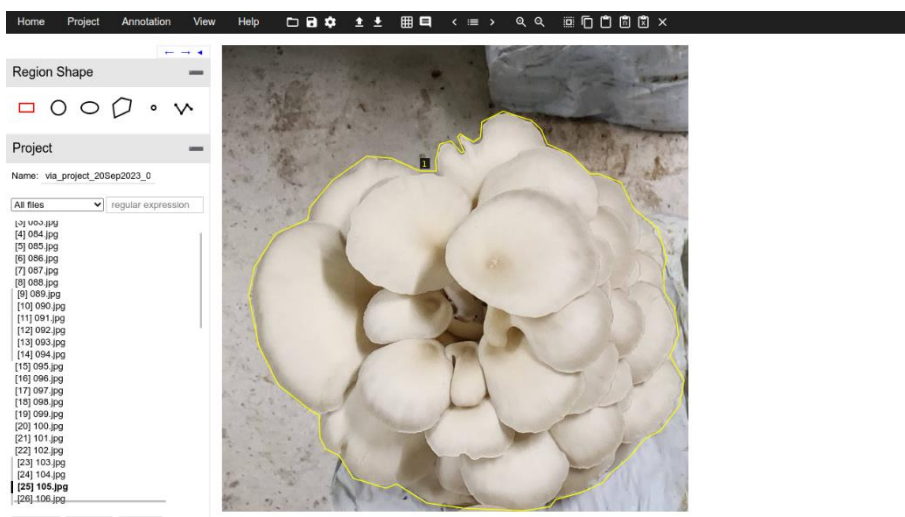


Εικόνα 48 - Ενδεικτικές φωτογραφίες του συνόλου δεδομένων απόμανιτάρια πλευρώτους.

6.2.2 Επισήμανση μανιταριών πλευρώτους

Μετά από την συλλογή των φωτογραφιών πραγματοποιήθηκε επισήμανση (annotation) τους με σκοπό τον καθορισμό του περιγράμματος. Ένα από τα πιο γνωστά προγράμματα επισήμανσης με δυνατότητα καθορισμού του περιγράμματος ενός αντικειμένου με πολύγωνο είναι το VIA [31] (VGG Image Annotator). Η διαδικασία επισήμανσης των αντικειμένων με χρήση πολυγώνων είναι αρκετά χρονοβόρα διαδικασία. Έτσι επισημάνθηκαν τελικά 228 φωτογραφίες. Επιπλέον, οι φωτογραφίες χωρίστηκαν τυχαία σε δύο μέρη, με το ένα από αυτά να αποτελεί το training dataset και το άλλο το evaluation dataset, με το πρώτο να περιλαμβάνει 160 φωτογραφίες και το δεύτερο 68, το οποίο μεταφράζεται ποσοστιαία σε 70,18% και 29,82% αντίστοιχα.

Ένα παράδειγμα επισήμανσης του περιγράμματος των μανιταριών πλευρώτους με χρήση του VIA φαίνεται στην Εικόνα 49.



Εικόνα 49 – Παράδειγμα επισήμανσης μανιταριών πλευρώτους με χρήση πολυγώνου.

Τελικά επισημάνθηκαν 356 μανιτάρια στις φωτογραφίες που ανήκουν στο training dataset και 211 μανιτάρια που ανήκουν στο evaluation dataset.

6.2.3 Εκπαίδευση μοντέλου μηχανικής μάθησης

Για την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης με σκοπό την ανίχνευση του περιγράμματος των μανιταριών χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Detectron2. Για την εκπαίδευση χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές επιλογές συνδυασμών με σκοπό την σύγκριση και αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικά προ-εκπαιδευμένα μοντέλα που βασίζονται σε διαφορετικό μέγεθος του νευρωνικού

δικτύου και συγκεκριμένα στο ResNet-50 και στο ResNet-101. Παράλληλα χρησιμοποιήθηκε και διαφορετικό μέγεθος για το batch size με τρεις διαφορετικές τιμές (2, 4, 8). Επιπλέον, το μέγιστο μέγεθος που επιλέχθηκε για τις φωτογραφίες ήταν 640 pixels και η εκπαίδευση του μοντέλου πραγματοποιήθηκε σε 100 epoch, δηλαδή σε 100 επαναλήψεις όπου κάθε φορά λαμβάνονται υπόψη όλες οι φωτογραφίες του dataset. Η επιλογή στο Detectron2 όμως γίνεται με iterations τα οποία εξαρτώνται από τον αριθμό των φωτογραφιών το batch size και τα epoch που επιθυμούμαι σύμφωνα με τον τύπο :

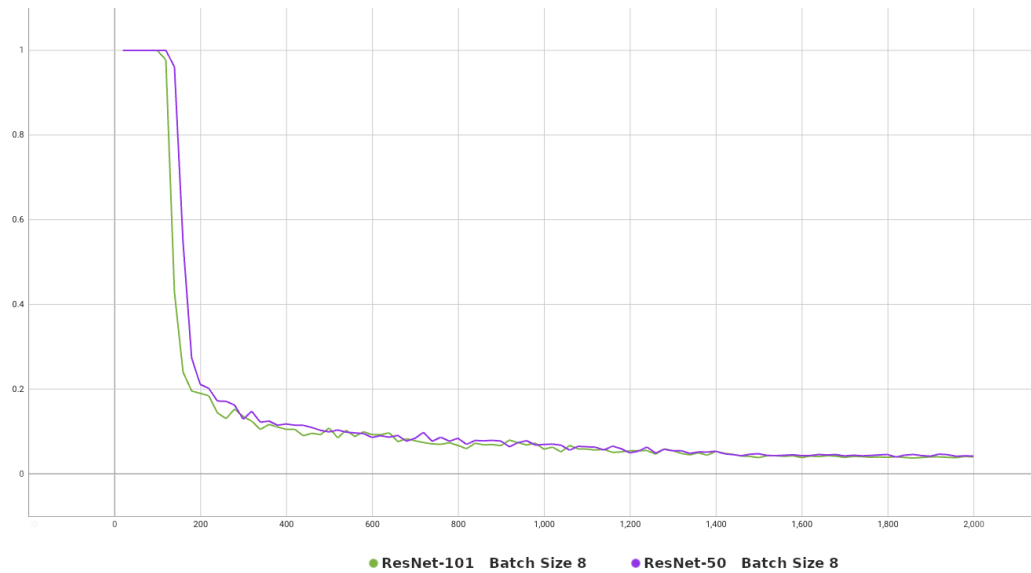
$$epoch = \frac{batch\ size \times iterations}{number\ of\ files}$$

Επομένως, όταν θέλουμε να εκτελέσουμε τον αλγόριθμο για 100 epoch με dataset που περιέχει 160 φωτογραφίες θα πρέπει σύμφωνα με τον τύπο να έχουμε ως επιλογή 8000, 4000, και 2000 iterations για αντίστοιχο batch size 2, 4 και 8.

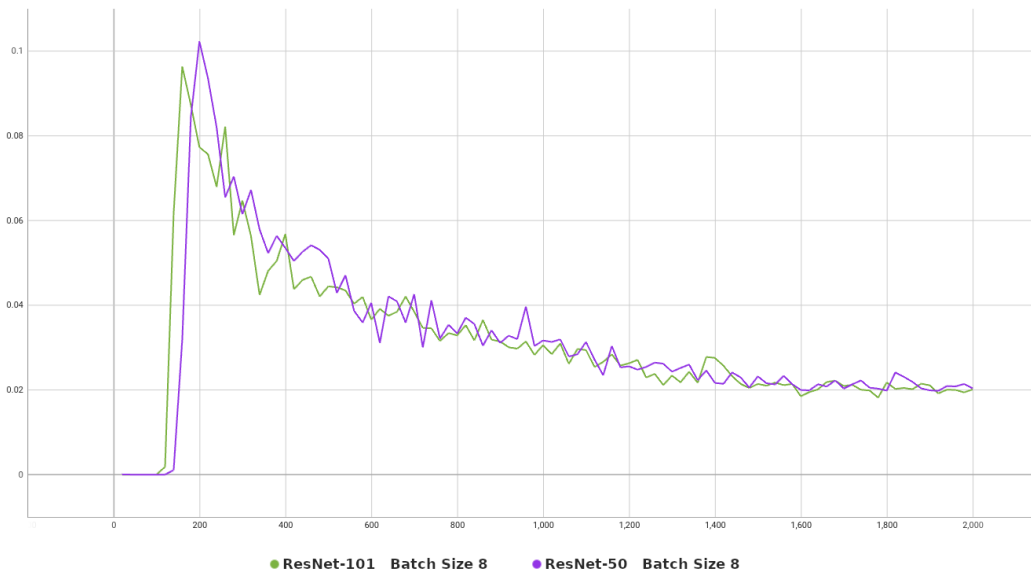
Να σημειώσουμε ότι η παρακολούθηση και εμφάνιση των αποτελεσμάτων πραγματοποιήθηκε μέσω του TensorBoard που παρέχεται παράλληλα κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου Detectron2.

Σε αυτήν την πρακτική εφαρμογή για την σύγκριση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκαν οι μετρικές mAP@50, mAP@75, Precision, Recall καθώς και η F1-Score. Τα άμεσα αποτελέσματα που εξάγει ο αλγόριθμος Detectron2 είναι το mAP@50, το mAP@75, το False Positive (FP) και το False Negative (FN). Δεν εξάγει άμεσα τα αποτελέσματα για τα True Positive (TP), Precision, Recall και F1-Score αλλά μπορούν να υπολογιστούν εύκολα από τα FP, και FN όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενη ενότητα.

Ένα συγκριτικό γράφημα της ποσοστιαίας εξέλιξης του FP κατά την εκτέλεση του αλγορίθμου με βάση το ResNet-50 και το ResNet-101 με batch size 8 φαίνεται στην Εικόνα 50, ενώ το αντίστοιχο γράφημα για την εξέλιξη του FN φαίνεται στην Εικόνα 51. Και στις δύο περιπτώσεις φαίνεται ότι το ποσοστό των FP και FN μειώνεται σταδιακά σε πολύ μικρές τιμές το οποίο είναι και το επιθυμητό.

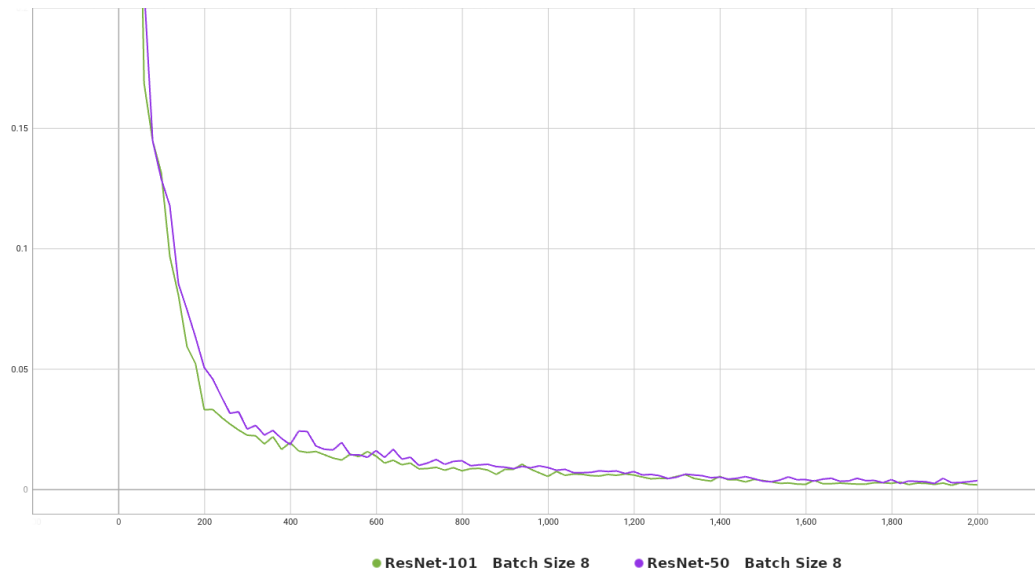


Εικόνα 50 - Εξέλιξη του FP κατά την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης για batch size 8.



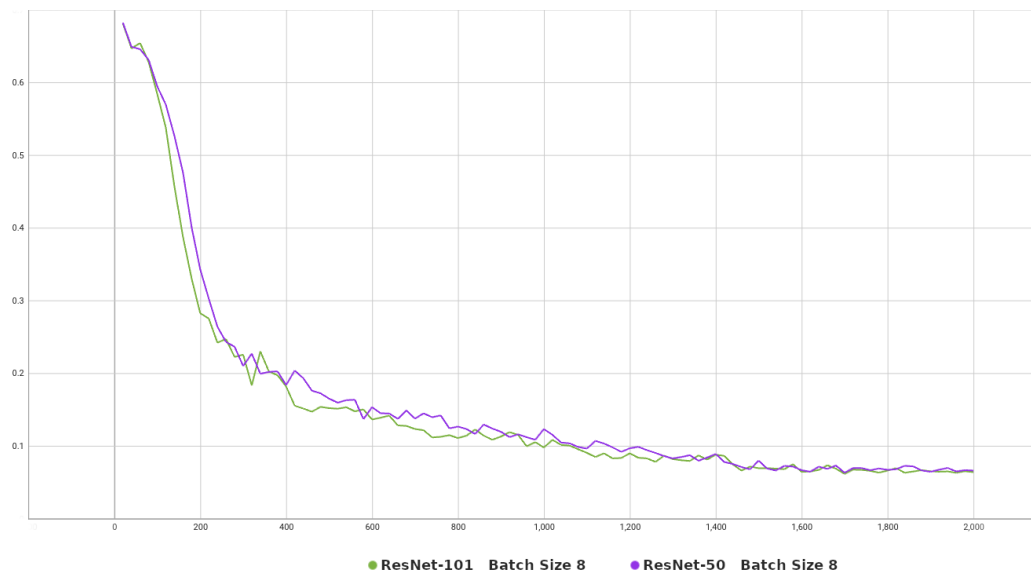
Εικόνα 51 - Εξέλιξη του FN κατά την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης για batch size 8.

Επιπλέον, σημαντικό είναι και το ποσοστό λάθους του αλγορίθμου κατά τον εντοπισμό των μανιταριών πλευρώτους. Στην Εικόνα 52 παρουσιάζεται το ποσοστό λάθους της σωστής ανίχνευσης των μανιταριών κατά την εξέλιξη του αλγορίθμου με βάση το ResNet-50 και το ResNet-101 για batch size 8, το οποίο καταλήγει σε πολύ μικρές τιμές όπως είναι και επιθυμητό.



Εικόνα 52 – Ποσοστό λάθους ανίχνευσης κατά την εκπαίδευση του μοντέλου μηχανικής μάθησης για batch size 8.

Στην περίπτωση μας, σημαντικό είναι επίσης και το ποσοστό απόκλισης του εντοπισμού της περιμέτρου του κάθε μανιταριού από την πραγματική περίμετρο του. Στην Εικόνα 53 παρουσιάζεται το ποσοστό απόκλισης της περιμέτρου που εντοπίστηκε κατά την εξέλιξη του αλγορίθμου με βάση το ResNet-50 και το ResNet-101 για batch size 8, σε σχέση με την πραγματική περίμετρο των μανιταριών. Και στην περίπτωση αυτή η τελική τιμή του ποσοστού είναι πολύ μικρή, που σημαίνει ότι έχουμε και πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα.



Εικόνα 53 – Ποσοστό απόκλισης κατά τον εντοπισμό της περιμέτρου για batch size 8.

6.3 Αξιολόγηση αποτελεσμάτων

Όπως αναφέρθηκε και στην προηγούμενη ενότητα, για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκαν οι μετρικές mAP@50, mAP@75, Precision, Recall και F1-Score.

Ο Πίνακας 4 παρουσιάζει τις τιμές που προέκυψαν για όλες τις μετρικές για όλα τα προ-εκπαιδευμένα μοντέλα και για τα διαφορετικά batch size που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση των μανιταριών πλευρώτους.

Πίνακας 4 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων για την ακρίβεια ανίχνευσης των μανιταριών.

| | batch size | mAP@50 | mAP@75 | Precision | Recall | F1-Score |
|------------|------------|--------|--------|-----------|--------|----------|
| ResNet-50 | 2 | 80,466 | 54,577 | 0.968 | 0.983 | 0.975 |
| | 4 | 82,000 | 51,600 | 0.965 | 0.984 | 0.975 |
| | 8 | 79,635 | 57,375 | 0.959 | 0.980 | 0.969 |
| ResNet-101 | 2 | 80,516 | 57,095 | 0.974 | 0.988 | 0.981 |
| | 4 | 78,078 | 55,802 | 0.968 | 0.985 | 0.976 |
| | 8 | 79,980 | 61,954 | 0.962 | 0.981 | 0.971 |

Από τις τιμές του πίνακα φαίνεται ότι όλοι οι συνδυασμοί δίνουν αρκετά καλά αποτελέσματα με τις τιμές των μετρικών να είναι πολύ κοντά μεταξύ τους. Η μετρική mAP@50 δίνει καλύτερη τιμή στην περίπτωση του ResNet-101 με batch size 2 χωρίς να ξεχωρίζει όμως ιδιαίτερα από τις υπόλοιπες. Η μετρική mAP@75 δίνει καλύτερη τιμή στην περίπτωση του ResNet-101 με batch size 8 και ξεχωρίζει κάπως από τις υπόλοιπες αλλά όχι με μεγάλη διαφορά. Τέλος, η μετρική F1-Score δίνει ελαφρώς καλύτερη τιμή για το ResNet-101 με batch size 2.

Καθώς κύριος σκοπός της συγκεκριμένης πρακτικής εφαρμογής με τον Detectron2 είναι η ακριβής επιλογή του περιγράμματος των μανιταριών, σημαντικό είναι να δούμε και τις τιμές των μετρικών για αυτήν την περίπτωση. Ο Πίνακας 5 παρουσιάζει τις τιμές που επιστρέφει ο Detectron2 για τις μετρικές mAP@50 και mAP@75.

Πίνακας 5 - Αξιολόγηση αποτελεσμάτων για την ακρίβεια εντοπισμού της περιμέτρου των μανιταριών.

| | batch size | mAP@50 | mAP@75 |
|------------|------------|--------|--------|
| ResNet-50 | 2 | 79,726 | 62,565 |
| | 4 | 78,884 | 60,988 |
| | 8 | 74,884 | 63,222 |
| ResNet-101 | 2 | 77,319 | 62,184 |
| | 4 | 76,469 | 60,386 |
| | 8 | 78,980 | 61,954 |

Και σε αυτήν την περίπτωση οι τιμές των δύο μετρικών είναι πολύ κοντά μεταξύ τους. Για την mAP@50 καλύτερη τιμή δίνει ο συνδυασμός ResNet-50 με batch size 2, ενώ για την mAP@75 καλύτερη τιμή δίνει ο συνδυασμός ResNet-50 με batch size 8.

Το γεγονός ότι όλοι οι συνδυασμοί είναι πολύ κοντά μεταξύ τους πιθανός οφείλεται στο μικρό μέγεθος του δείγματος αλλά και στην απλότητα των φωτογραφιών όσον αφορά το περιεχόμενο. Επιπλέον, το ότι δεν ξεχωρίζει κάποιος συνδυασμός από τους υπόλοιπους πιθανώς οφείλεται στο ότι όλοι είναι πολύ κοντά μεταξύ τους αλλά και στην τυχειότητα που έχει αλγόριθμος Detectron2 στα αρχικά του στάδια.

Παρόλα αυτά, τα αποτελέσματα που έχει το μοντέλο μάθησης που εκπαιδεύτηκε δίνει αρκετά καλά αποτελέσματα σε φωτογραφίες μανιταριών πλευρώτους που λήφθηκαν από το θερμοκήπιο. Υπάρχουν βέβαια περιπτώσεις που δεν εντοπίζονται κάποια μανιτάρια τα οποία είναι συνήθως μικρά, ή μερικά μανιτάρια που είναι δίπλα το ένα στο άλλο εντοπίζονται σαν ένα. Μερικά παραδείγματα από την ανίχνευση του περιγράμματος των μανιταριών φαίνονται στην Εικόνα 54 όπου αριστερά φαίνεται η αρχική φωτογραφία και δεξιά η αντίστοιχη με την ανίχνευση από το Detectron2.



Εικόνα 54 - Παραδείγματα ανίχνευσης μανιταριών πλευρώτους με το Detectron2.

Κεφάλαιο 7: Επίλογος

Στην παρούσα διπλωματική ασχοληθήκαμε με τις σύγχρονες μεθόδους καλλιέργειαςμανιταριών με χρήση τεχνολογιών του Διαδικτύου των Πραγμάτων. Αρχικά παρουσιάστηκαν οι σημαντικότερες τεχνολογίες που εμπλέκονται στο Διαδίκτυο των Πραγμάτων και πως αυτές επηρεάζουν την Έξυπνη Γεωργία. Επιπλέον, παρουσιάστηκαν μερικές από τις πιο συνηθισμένες εφαρμογές της Έξυπνης Γεωργίας.

Σε επόμενο κεφάλαιο δόθηκαν πληροφορίες για τα οφέλη των μανιταριών για την διατροφή μας αλλά και πως χρησιμοποιούνται σε άλλους τομείς. Στην συνέχεια παρουσιάστηκαν συνοπτικά μερικά είδη άγριων μανιταριών.

Το κύριο μέρος της διπλωματικής αφορά την πρακτική εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης για την ανίχνευση και ταξινόμηση άγριων μανιταριών, αλλά και για την παρακολούθηση της ανάπτυξης τους. Για αυτό τον λόγο αρχικά παρουσιάστηκαν ο Detectron2 και ο YOLOv8 που είναι ίσως οι δύο πιο σύγχρονοι αλγόριθμοι υπολογιστικής όρασης, ενώ στην συνέχεια παρουσιάστηκαν τα σημαντικότερα εργαλεία επισήμανσης αντικειμένων σε φωτογραφίες.

Το πρώτο σκέλος της πρακτικής εφαρμογής αφορούσε στην ανίχνευση και ταξινόμηση άγριων μανιταριών σε εικόνες. Για το σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος YOLOv8 με ένα σύνολο δεδομένων που περιείχε 9 διαφορετικά είδη μανιταριών σε 6117 εικόνες. Τα αποτελέσματα έδωσαν ικανοποιητικά αποτελέσματα για την ανίχνευση και ταξινόμηση άγριων μανιταριών. Συγκεκριμένα, όσον αφορά την ανίχνευση, η καλύτερη τιμή για το F1-Score ήταν 0,931 και προέκυψε για τα μοντέλα YOLOv8l και YOLOv8m με batch size 4. Όσον αφορά την ταξινόμηση των άγριων μανιταριών, καλύτερες τιμές στο F1-Score είχαν τα είδη *Lactarius*, *Boletus*, *Russula* και *Amanita* με τιμή κοντά στο 0,95 για το YOLOv8l. Και τα υπόλοιπα όμως είδη βρίσκονται σε πολύ καλές τιμές για το F1-Score.

Το δεύτερο σκέλος της πρακτικής εφαρμογής αφορούσε την ανίχνευση του περιγράμματος μανιταριών πλευρώτους με σκοπό την παρακολούθηση της ανάπτυξης τους. Για τον σκοπό αυτό χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Detectron2 σε ένα σύνολο δεδομένων από εικόνες που συλλέχθηκαν σε ένα θερμοκήπιο. Τα αποτελέσματα ήταν ικανοποιητικά για την ανίχνευση των μανιταριών αλλά και για τον καθορισμό του

περιγράμματος. Συγκεκριμένα, όσον αφορά την ανίχνευση μανιταριών πλευρώτους, η καλύτερη τιμή για το F1-Score ήταν 0,981 και προέκυψε για το ResNet-101 με batch size 2. Επιπλέον, η ανίχνευση του περιγράμματος των μανιταριών δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την μέτρηση του μεγέθους των μανιταριών

Βιβλιογραφία

- [1] Sylvester, G. (Ed.). (2018). E-agriculture in action: drones for agriculture. Food and Agriculture Organization of the United Nations and International Telecommunication Union.
- [2] Moysiadis, V., Sarigiannidis, P., Vitsas, V., & Khelifi, A. (2021). Smart farming in Europe. *Computer science review*, 39, 100345.
- [3] Triantafyllou, A., Tsouros, D. C., Sarigiannidis, P., & Bibi, S. (2019, May). An architecture model for smart farming. In 2019 15th International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems (DCOSS) (pp. 385-392). IEEE.
- [4] Tzafestas SG. Ethics and Law in the Internet of Things World. *Smart Cities*. 2018; 1(1):98-120.
- [5] Ashton, K. That 'Internet of Things' thing. *RFID J*. 2009, 22, 97-114.
- [6] Sharma, N., Shamkuwar, M., & Singh, I. (2019). The history, present and future with IoT. *Internet of things and big data analytics for smart generation*, 27-51.
- [7] Mainetti, L., Patrono, L., & Vilei, A. (2011, September). Evolution of wireless sensor networks towards the internet of things: A survey. In *SoftCOM 2011, 19th international conference on software, telecommunications and computer networks* (pp. 1-6). IEEE.
- [8] Thakur, D., Kumar, Y., Kumar, A., & Singh, P. K. (2019). Applicability of wireless sensor networks in precision agriculture: A review. *Wireless Personal Communications*, 107, 471-512.
- [9] "LoRa Alliance®," <https://loro-alliance.org/> (accessed May. 29, 2023).
- [10] "Sigfox 0G Technology," <https://www.sigfox.com/> (accessed May. 30, 2023).

- [11] Radoglou-Grammatikis, P., Sarigiannidis, P., Lagkas, T., & Moscholios, I. (2020). A compilation of UAV applications for precision agriculture. *Computer Networks*, 172, 107148.
- [12] Tellaeche, A., BurgosArtizzu, X. P., Pajares, G., Ribeiro, A., & Fernández-Quintanilla, C. (2008). A new vision-based approach to differential spraying in precision agriculture. *computers and electronics in agriculture*, 60(2), 144-155.
- [13] Savvides, A., Sankar, R., & Gao, Y. (2017). Smart farming: Agriculture using IoT. In 2017 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP) (pp. 1-6). IEEE.
- [14] L. Haibo, D. Shuliang, L. Zunmin, Y. Chuijie, Study and experiment on a wheat precision seeding robot, *Journal of Robotics* 2015 (2015).
- [15] A. Silwal, J. R. Davidson, M. Karkee, C. Mo, Q. Zhang, K. Lewis, Design, integration, and field evaluation of a robotic apple harvester, *Journal of Field Robotics* 34 (2017) 1140-1159
- [16] Singh, G., & Yogi, K. K. (2022). Internet of things-based devices/robots in agriculture 4.0. In *Sustainable Communication Networks and Application: Proceedings of ICSCN 2021* (pp. 87-102). Singapore: Springer Nature Singapore.
- [17] Johri, P., Sharma, K. P., Chauhan, A., & Sunilkkhatri. (2023). Role of Satellites in Agriculture. *Evolving Networking Technologies: Developments and Future Directions*, 165-175.
- [18] Tsouros, D. C., Bibi, S., & Sarigiannidis, P. G. (2019). A review on UAV-based applications for precision agriculture. *Information*, 10(11), 349.
- [19] Sishodia, R. P., Ray, R. L., & Singh, S. K. (2020). Applications of remote sensing in precision agriculture: A review. *Remote Sensing*, 12(19), 3136.
- [20] Khoa, T. A., Man, M. M., Nguyen, T. Y., Nguyen, V., & Nam, N. H. (2019). Smart agriculture using IoT multi-sensors: A novel watering management system. *Journal of Sensor and Actuator Networks*, 8(3), 45.
- [21] Krishnan, R. S., Julie, E. G., Robinson, Y. H., Raja, S., Kumar, R., & Thong, P. H. (2020). Fuzzy logic based smart irrigation system using internet of things. *Journal of Cleaner Production*, 252, 119902.
- [22] Bwambale, E., Abagale, F. K., & Anornu, G. K. (2022). Smart irrigation monitoring and control strategies for improving water use efficiency in precision agriculture: A review. *Agricultural Water Management*, 260, 107324.

- [23] Shahrooz, M., Talaeizadeh, A., & Alasty, A. (2020, November). Agricultural spraying drones: Advantages and disadvantages. In 2020 Virtual Symposium in Plant Omics Sciences (OMICAS) (pp. 1-5). IEEE.
- [24] Meng, Y., Su, J., Song, J., Chen, W. H., & Lan, Y. (2020). Experimental evaluation of UAV spraying for peach trees of different shapes: Effects of operational parameters on droplet distribution. *Computers and Electronics in Agriculture*, 170, 105282.
- [25] Biglia, A., Grella, M., Bloise, N., Comba, L., Mozzanini, E., Sopegno, A., ... & Gay, P. (2022). UAV-spray application in vineyards: Flight modes and spray system adjustment effects on canopy deposit, coverage, and off-target losses. *Science of the Total Environment*, 845, 157292.
- [26] Kharim, M. N. A., Wayayok, A., Shariff, A. R. M., Abdullah, A. F., & Husin, E. M. (2019). Droplet deposition density of organic liquid fertilizer at low altitude UAV aerial spraying in rice cultivation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 167, 105045.
- [27] Song, C., Zang, Y., Zhou, Z., Luo, X., Zhao, L., Ming, R., ... & Zang, Y. (2020). Test and comprehensive evaluation for the performance of UAV-based fertilizer spreaders. *IEEE Access*, 8, 202153-202163.
- [28] Ortataş, F. N., Ulutaş, H., Şahin, M. E., & Çiftçi, F. (2023, October). Autonomous Mapping and Spraying in Precision Agriculture using Unmanned Ground Vehicles. In 2023 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU) (pp. 1-5). IEEE.
- [29] Ghafar, A. S. A., Hajjaj, S. S. H., Gsangaya, K. R., Sultan, M. T. H., Mail, M. F., & Hua, L. S. (2021). Design and development of a robot for spraying fertilizers and pesticides for agriculture. *Materials Today: Proceedings*.
- [30] Bhandari, S., Raheja, A., Renella, N., Ramirez, R., Uryeu, D., & Samuel, J. (2023, June). Collaboration between UAVs and UGVs for site-specific application of chemicals. In *Autonomous Air and Ground Sensing Systems for Agricultural Optimization and Phenotyping VIII* (Vol. 12539, pp. 123-130). SPIE.
- [31] Worakuldumrongdej, P., Maneewam, T., & Ruangwiset, A. (2019, October). Rice seed sowing drone for agriculture. In 2019 19th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS) (pp. 980-985). IEEE.
- [32] Mohamed, M. R., Priyankara, D. M. T., Kaluwandara, C. N., & Bandara, S. (2021). Development of an Autonomous Agricultural Drone and Real-Time Monitoring Interface for Aerial Seeding.

- [33] Mohan, M., Richardson, G., Gopan, G., Aghai, M. M., Bajaj, S., Galgamuwa, G. P., ... & Cardil, A. (2021). UAV-supported forest regeneration: Current trends, challenges and implications. *Remote Sensing*, 13(13), 2596.
- [34] Kumar, P., & Ashok, G. (2021). Design and fabrication of smart seed sowing robot. *Materials Today: Proceedings*, 39, 354-358.
- [35] Fadhaeel, T., Al Ahdal, A., Rakhra, M., & Singh, D. (2022, May). Design and development an Agriculture robot for Seed sowing, Water spray and Fertigation. In 2022 International Conference on Computational Intelligence and Sustainable Engineering Solutions (CISES) (pp. 148-153). IEEE.
- [36] Arad, B., Balendonck, J., Barth, R., Ben-Shahar, O., Edan, Y., Hellström, T., ... & van Tuijl, B. (2020). Development of a sweet pepper harvesting robot. *Journal of Field Robotics*, 37(6), 1027-1039.
- [37] Ong, P., Teo, K. S., & Sia, C. K. (2023). UAV-based weed detection in Chinese cabbage using deep learning. *Smart Agricultural Technology*, 4, 100181.
- [38] Barrero, O., & Perdomo, S. A. (2018). RGB and multispectral UAV image fusion for Gramineae weed detection in rice fields. *Precision agriculture*, 19, 809-822.
- [39] Rani, S. J., Kumar, P. S., Priyadharsini, R., Srividya, S. J., & Harshana, S. (2022). Automated weed detection system in smart farming for developing sustainable agriculture. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 19(9), 9083-9094.
- [40] Wu, X., Aravecchia, S., Lottes, P., Stachniss, C., & Pradalier, C. (2020). Robotic weed control using automated weed and crop classification. *Journal of Field Robotics*, 37(2), 322-340.
- [41] Darwis, D., Mehta, A. R., Wati, N. E., Samsugi, S., & Swaminarayan, P. R. (2022, November). Digital Smart Collar: Monitoring Cow Health Using Internet of Things. In 2022 International Symposium on Electronics and Smart Devices (ISESD) (pp. 1-5). IEEE.
- [42] Panjikkaran, S.T.; Mathew, D. An environmentally friendly and cost effective technique for the commercial cultivation of oyster mushroom [*Pleurotus florida* (Mont.) Singer]. *J. Sci. Food Agric.* 2013, 93, 973-976. <https://doi.org/10.1002/jsfa.5827>.
- [43] Kalač, P. A review of chemical composition and nutritional value of wild-growing and cultivated mushrooms. *J. Sci. Food Agric.* 2013, 93, 209-218. <https://doi.org/10.1002/jsfa.5960>.

- [44] Xu, X.; Yan, H.; Chen, J.; Zhang, X. Bioactive proteins from mushrooms. *Biotechnol. Adv.* 2011, 29, 667-674.
<https://doi.org/10.1016/j.biotechadv.2011.05.003>.
- [45] Adamska, I., & Tokarczyk, G. (2022). Possibilities of Using *Macrolepiota procera* in the Production of Prohealth Food and in Medicine. *International Journal of Food Science*, 2022.
- [46] Chaschatzis, C., Karaiskou, C., Mouratidis, E. G., Karagiannis, E., & Sarigiannidis, P. G. (2021). Detection and characterization of stressed sweet cherry tissues using machine learning. *Drones*, 6(1), 3.
- [47] Tan, Y., Zeng, N. K., & Xu, B. (2022). Chemical profiles and health-promoting effects of porcini mushroom (*Boletus edulis*): A narrative review. *Food Chemistry*, 390, 133199.
- [48] Raman, J., Jang, K. Y., Oh, Y. L., Oh, M., Im, J. H., Lakshmanan, H., & Sabaratnam, V. (2021). Cultivation and nutritional value of prominent *Pleurotus* spp.: an overview. *Mycobiology*, 49(1), 1-14.
- [49] Kassim, M. R. M., Mat, I., & Yusoff, I. M. (2019, December). Applications of internet of things in mushroom farm management. In 2019 13th International Conference on Sensing Technology (ICST) (pp. 1-6). IEEE.
- [50] Ahmad, I., Arif, M., Mimi, X., Zhang, J., Ding, Y., & Lyu, F. (2023). Therapeutic values and nutraceutical properties of shiitake mushroom (*Lentinula edodes*): A review. *Trends in Food Science & Technology*.
- [51] de La Croix, N. J., Didacienne, M., Louis, S., Philander, J. T., & Ahmad, T. (2022, September). Internet of Things based Controlled Environment for the Production of Shiitake Mushroom. In 2022 IEEE International Conference on Blockchain and Distributed Systems Security (ICBDS) (pp. 1-6). IEEE.
- [52] Tavassoli, M., Afshari, A., Arsene, A. L., Mégarbane, B., Dumanov, J., Paoliello, M. M. B., ... & Rezaee, R. (2019). Toxicological profile of *Amanita virosa*-A narrative review. *Toxicology reports*, 6, 143-150.
- [53] Subedi, A., Luitel, A., Baskota, M., & Acharya, T. D. (2019, November). IoT Based Monitoring System for White Button Mushroom Farming. In *Proceedings* (Vol. 42, No. 1, p. 46). MDPI.
- [54] Mahmud, M. A., Buyamin, S., Mokji, M. M., & Abidin, M. Z. (2018). Internet of things based smart environmental monitoring for mushroom cultivation. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 10(3), 847-852.
- [55] V. Moysiadis, C. Karaiskou, G. Kokkonis, I. D. Moscholios and P. Sarigiannidis, "A System Architecture for Smart Farming on

Mushroom Cultivation," 2022 5th World Symposium on Communication Engineering (WSCE), Nagoya, Japan, 2022, pp. 89-94, doi: 10.1109/WSCE56210.2022.9916047.

[56] Rong, J.; Wang, P.; Yang, Q.; Huang, F. A Field-Tested Harvesting Robot for Oyster Mushroom in Greenhouse. *Agronomy* 2021, 11.

[57] Lu, C.P.; Liaw, J.J.; Wu, T.C.; Hung, T.F. Development of a Mushroom Growth Measurement System Applying Deep Learning for Image Recognition. *Agronomy* 2019, 9.

[58] Rahman, H.; Faruq, M.O.; Abdul Hai, T.B.; Rahman, W.; Hossain, M.M.; Hasan, M.; Islam, S.; Moinuddin, M.; Islam, M.T.; Azad, M.M. IoT enabled mushroom farm automation with Machine Learning to classify toxic mushrooms in Bangladesh. *Journal of Agriculture and Food Research* 2022, 7, 100267.

[59] Wang, F.; Zheng, J.; Tian, X.; Wang, J.; Niu, L.; Feng, W. An automatic sorting system for fresh white button mushrooms based on image processing. *Computers and Electronics in Agriculture* 2018, 151, 416-425.

[60] Yuxin Wu and Alexander Kirillov and Francisco Massa and Wan-Yen Lo and Ross Girshick, *Detectron2*, <https://github.com/facebookresearch/detectron2>, 2019

[61] Lu, L. (2023). Improved YOLOv8 Detection Algorithm in Security Inspection Image. arXiv preprint arXiv:2308.06452.

[62] "Visual Geometry Group - University of Oxford," Ox.ac.uk, 2019. <https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/software/via/> (accessed Jun. 30, 2023).

[63] "Make Sense," Makesense.ai, 2023. <https://www.makesense.ai/> (accessed Jun. 30, 2023).

[64] "Labelbox | Data-centric AI Platform for Building & Using AI," Labelbox.com, 2023. <https://labelbox.com/> (accessed Jun. 30, 2023).

[65] "CVAT," Cvat.ai, 2023. <https://www.cvat.ai/> (accessed Jun. 30, 2023).

[66] "Supervisely: unified OS for computer vision," Supervisely.com, 2019. <https://supervisely.com/> (accessed Jun. 30, 2023).

Ακρωνύμια

| | |
|-----|-----------------------------------|
| ΔτΠ | Διαδίκτυο των Πραγμάτων |
| ΜΕΑ | Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα |
| ΜΕΟ | Μη Επανδρωμένα Οχήματα |
| ΣΓΠ | Συστήματα Γεωγραφικών Πληροφοριών |

Acronyms

| | |
|--------|-------------------------------------|
| ABP | Activation By Personalization |
| ADR | Adaptive Data Rate |
| CSS | Chirp Spread Spectrum |
| CVAT | Computer Vision Annotation Tool |
| DT | Decision Tree |
| FPN | Feature Pyramid Network |
| GIS | Geographic Information Systems |
| GPS | Global Positioning System |
| IoT | Internet of Things |
| ISM | Industrial, Scientific, and Medical |
| KNN | K-Nearest Neighbours |
| LoRa | Long Range |
| LPWAN | Low Power Wide Area Network |
| LR | Logistic Regression |
| M2M | Machine to Machine |
| mAP | mean Average Precision |
| NB | Naive Bayes |
| NB-IoT | Narrowband Internet of Things |
| OTAA | Over-The-Air Activation |
| RF | Random Forest |
| ROI | Regions of Interest |
| RPN | Region Proposal Network |
| SSD | Single Shot Detector |
| SVM | Support Vector Machine |
| UAV | Unmanned Aerial Vehicles |
| UGV | Unmanned Ground Vehicles |
| VIA | VGG Image Annotator |

