



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

ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΑΛΓΟΡΙΘΜΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΗΣ ΜΑΘΗΣΗΣ ΣΕ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΓΕΩΡΓΙΑΣ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

της

ΣΤΟΪΚΟΥΔΗ ΑΘΑΝΑΣΙΑΣ

Επιβλέπων: Μπίμπη Σταματία

Επίκουρη Καθηγήτρια

Κοζάνη, Νοέμβριος 2022



HELLENIC DEMOCRACY
UNIVERSITY OF WESTERN MACEDONIA
SCHOOL OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF ELECTRICAL
& COMPUTER ENGINEERING

IMPLEMENTATION OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS IN PRECISION AGRICULTURE DATA

THESIS

STOIKOUDI ATHANASIA

SUPERVISOR: Bibi Stamatia

Assistant Professor

Kozani, November 2022



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 **“Εφαρμογή Αλγορίθμων Μηχανικής Μάθησης σε Δεδομένα Γεωργίας Ακριβείας”** 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 κα. **Μπίμπη Σταματία** 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) Στοϊκούδη Αθανασία, Μπίμπη Σταματία, 2022, Κοζάνη

Υπογραφή Φοιτητή:

Περίληψη

Ζητούμενο της σύγχρονης εποχής, έχει αποτελέσει η αναβάθμιση του βιοτικού επιπέδου, με τον τομέα της αγροτικής παραγωγής να αποτελεί ίσως το σημαντικότερο πυλώνα. Η πληθυσμιακή αύξηση καθώς και η κλιματική αλλαγή, επιβάλλουν αυξανόμενη πίεση στην παγκόσμια αγροτική παραγωγή, δημιουργώντας την ανάγκη διασφάλισης της μέγιστης αποδοτικότητας των καλλιεργειών, σε ένα φιλικό προς το περιβάλλον πλαίσιο, αξιοποιώντας σύγχρονες μεθόδους και καινοτομίες. Σήμερα, η Γεωργία Ακρίβειας, συνδυάζοντας τις δυνατότητες της τηλεπισκόπησης και αξιοποιώντας τα οφέλη της μηχανικής μάθησης, είναι ικανή να δώσει λύση στο παραπάνω ζήτημα. Η ενσωμάτωση αισθητήρων σε μη επανδρωμένα αεροσκάφη, εξάγει έναν τεράστιο όγκο πληροφορίας, επιτρέποντας την παρατήρηση αλλά και την διαχείριση των καλλιεργειών κατα τον βέλτιστο τρόπο.

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας αποτελεί η συλλογή πληροφορίας, που προέρχεται από πτήσεις μη επανδρωμένων αεροσκαφών και η αξιοποίηση της, με την εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Πραγματοποιείται ανάλυση δεδομένων Γεωργίας Ακρίβειας με απώτερο σκοπό την εξαγωγή ενός μοντέλου πρόβλεψης και γεωεντοπισμού της βλάστησης, διαχωρίζοντας την από τυχόν ζιζάνια, θηλαστικά και άλλους εξωγενείς παράγοντες. Για τους σκοπούς της εργασίας, τα δεδομένα συλλέγονται με αισθητήρες τηλεπισκόπησης από καλλιέργειες κρόκου, στη γεωγραφική περιοχή της Κοζάνης, στην κεντρική Ελλάδα. Ενισχυτικά, προς επίρρωση της διαδικασίας υλοποίησης, γίνεται χρήση επιπλέον dataset με δεδομένα που αφορούν καλλιέργειες ζαχαρότευτλων σε περιοχές της Γερμανίας.

Η μεθοδολογία που εφαρμόζεται για την επίτευξη των παραπάνω, περιλαμβάνει την συλλογή και επεξεργασία έγχρωμων, πολυφασματικών και θερμικών εικόνων, τον υπολογισμό δεικτών βλάστησης και ψηφιακών μοντέλων επιφάνειας και την συγκέντρωσή τους, σε σύνολα δεδομένων (dataset). Ο σχολιασμός των εικόνων για την εξαγωγή των προβλέψεων αναπτύχθηκε βάσει αυτοματοποιημένης μεθόδου, στα πρότυπα μηχανικής μάθησης, ενώ για την ταξινόμηση των εικονοστοιχείων και την διαμόρφωση μοντέλων πρόβλεψης, αναπτύχθηκαν οι αλγόριθμοι Τυχαίων Δασών και Πολυεπίπεδων Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

Ως αποτέλεσμα της εργασίας, προκύπτει ένα σύνολο ορθομωσαϊκών ground truth, σχετικά με την πιστή ανίχνευση και αναπαράσταση των επιμέρους στοιχείων της εκάστοτε καλλιέργειας. Η αξιολόγηση των μεθόδων ταξινόμησης και οι στατιστικές αναλύσεις των κλάσεων, παρουσιάζονται συγκεντρωτικά σε αντίστοιχους πίνακες, ενώ για την αξιοποίηση των DSM και θερμικών δεδομένων και την οπτικοποίηση τους, αναπτύσσονται τα ανάλογα ιστογράμματα.

Λέξεις Κλειδιά

Γεωργία Ακριβείας, Έξυπνη Γεωργία, Μη Επανδρωμένα Αεροχήματα, Φωτογραμμετρία, Φωτοερμηνεία, Τηλεπισκόπηση, Δείκτες Βλάστησης, Θερμικές Απεικονίσεις, Τεχνητή Νοημοσύνη, Μηχανική Μάθηση, Βαθιά Μάθηση, Μηχανική Όραση, Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας, Εξόρυξη Δεδομένων, Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, Τυχαία Δάση κ.α..

Abstract

The need of the modern era has been the upgrading of the standard of living, with the agricultural production sector perhaps being the most important pillar. Population growth as well as climate change are putting increasing pressure on global agricultural production, creating the need to ensure the maximum efficiency of crops, in an environmentally friendly context, utilizing contemporary methods and innovations. Today, Precision Agriculture, combining the capabilities of remote sensing and utilizing the benefits of machine learning, can provide a solution to the above issue. The integration of sensors in unmanned aerial vehicles extracts a huge amount of information, allowing the observation and management of crops optimally.

The aim of this thesis is the collection of information, which comes from unmanned aircraft flights, and its exploitation, with the application of machine learning algorithms. Precision Agriculture data analysis is carried out with the ultimate goal of deriving a vegetation prediction and geolocation model, separating it from failed weeds, mammals, and other exogenous factors. For the purposes of the work, the data are collected with remote sensing sensors from saffron crops, in the geographical description of Kozani, in central Greece. Additionally, to influence the implementation process, an additional dataset with parcels relating to sugar beet crops in regions of Germany is used.

The methodology applied to achieve the above includes the collection and processing of color, multispectral and thermal images, the calculation of vegetation indices and digital surface models, and the compilation of these into datasets. The annotation of the images for the extraction of predictions was developed based on an automated method, in machine learning standards, while for the classification of the pixels and the formation of prediction models, the algorithms of Random Forests and Multilevel Artificial Neural Networks were developed.

As a result of the work, a set of ground truth orthomosaics is obtained, regarding the faithful detection and representation of the individual elements of each crop. The evaluation of the classification methods and the statistical analyzes of the classes are presented collectively in respective tables, while for the utilization of the DSM and thermal data and their visualization, the corresponding histograms are developed.

Keywords

Precision Agriculture, Smart Agriculture, Unmanned Aerial Vehicles, Photogrammetry, Photo Interpretation, Remote Sensing, Vegetation Indices, Thermal Imaging, Artificial Intelligence, Machine Learning, Deep Learning, Machine Vision, Digital Image Processing, Data Mining, Artificial Neural Networks, Random Forest, etc.

Ευχαριστίες

Θα ήθελα να ευχαριστήσω εγκάρδια την επιβλέπουσα καθηγήτρια της εν λόγω διπλωματικής, κα. Μπίμπη Σταματία, για την βοήθεια και την καθοδήγηση που προσέφερε, καθώς επίσης και τους υποψήφιους διδάκτορες κα. Δημαράκη Φωτεινή και κ. Κυρόπουλο Κωνσταντίνο, οι οποίοι συνεισέφεραν δραστικά στην ολοκλήρωση της διαδικασίας.

Κυρίως, οφείλω την ευγνωμοσύνη μου και ένα τεράστιο ευχαριστώ στην οικογένεια μου, που μου προσέφερε την δυνατότητα ολοκλήρωσης των σπουδών μου και πίστευε σε μενα καθόλη την διάρκεια, δίνοντάς μου πολλαπλά κίνητρα. Ευχαριστώ επίσης όλους τους φίλους, που εμπύχωσαν την προσπάθεια μου και στάθηκαν δίπλα μου.

Κοζάνη, Οκτώβριος 2022

Στοικούδη Αθανασία

Περιεχόμενα

Περίληψη	7
Abstract	9
Ευχαριστίες	11
Περιεχόμενα	13
Κατάλογος Εικόνων	16
Κατάλογος Πινάκων	17
Κατάλογος Διαγραμμάτων	18
Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή	19
1.1 ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΚΑΙ Η ΣΗΜΑΣΙΑ ΤΟΥ	19
1.2 ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΚΑΙ ΕΠΙΔΙΩΞΕΙΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	20
1.3 ΔΙΑΡΘΡΩΣΗ ΕΡΓΑΣΙΑΣ	20
Κεφάλαιο 2: Θεωρητικό Υπόβαθρο	21
2.1 ΓΕΩΡΓΙΑ ΑΚΡΙΒΕΙΑΣ	21
2.2 ΜΗ ΕΠΑΝΔΡΩΜΕΝΑ ΑΕΡΟΧΗΜΑΤΑ	24
2.3 ΦΩΤΟΓΡΑΜΜΕΤΡΙΑ - ΦΩΤΟΕΡΜΗΝΕΙΑ	29
2.4 ΔΕΙΚΤΕΣ ΒΛΑΣΤΗΣΗΣ - ΘΕΡΜΙΚΕΣ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΕΙΣ	34
2.5 ΤΕΧΝΗΤΗ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗ	39
2.6 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ	40
2.7 ΒΑΘΙΑ ΜΑΘΗΣΗ	43
2.8 ΔΙΑΧΩΡΙΣΜΟΣ ΕΝΝΟΙΩΝ	43
2.9 ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΌΡΑΣΗ	44
2.10 ΨΗΦΙΑΚΗ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΚΟΝΑΣ	45
2.11 ΕΞΟΥΥΕΗ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	47
Κεφάλαιο 3: Μεθοδολογική Προσέγγιση	49
3.1 ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΠΟΛΥΦΑΣΜΑΤΙΚΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ	49
3.2 ΣΥΝΔΥΑΣΤΙΚΟΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΕΣ	52
3.2.1 Τυχαία Δάση	52

3.2.2	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	55
3.2.2.1	Νευρωνικά Δίκτυα Πολλαπλών Επιπέδων	57
3.3	ΜΕΤΡΑ ΑΠΟΔΟΣΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΩΝ	58
3.3.1	Διασταυρωμένη επικύρωση - Cross Validation	58
3.3.2	Μήτρα Σύγχυσης - Confusion Matrix	59
3.4	ΣΧΕΤΙΚΕΣ ΕΡΓΑΣΙΕΣ	61
Κεφάλαιο 4: Σχεδίαση		62
4.1	OPEN DRONE MAP - WEBODM	62
4.2	COMPUTER VISION ANNOTATION TOOL - CVAT	62
4.3	PYTHON	62
4.4	JETBRAINS PYCHARM IDE	63
4.5	ANACONDA	63
4.6	JUPYTER NOTEBOOKS	63
4.7	GOOGLE COLAB	63
4.8	TENSORFLOW	63
4.9	KERAS	64
4.10	ΛΟΙΠΕΣ ΒΙΒΛΙΟΘΗΚΕΣ	64
Κεφάλαιο 5: Υλοποίηση		67
5.1	ΠΕΔΙΟ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ	67
5.2	ΥΛΙΚΟΣ ΕΞΟΠΛΙΣΜΟΣ	68
5.3	ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗΣ	69
5.4	ΦΩΤΟΓΡΑΜΜΕΤΡΙΚΗ ΑΝΑΛΥΣΗ	70
5.5	ΣΧΟΛΙΑΣΜΟΣ ΕΙΚΟΝΑΣ	72
5.6	ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΔΕΔΟΜΕΝΩΝ	75
Κεφάλαιο 6: Αποτελέσματα		78
6.1	ΟΡΘΟΜΩΣΑΪΚΑ	78
6.2	ΑΠΟΔΟΣΗ	80
6.3	ΔΙΑΓΡΑΜΜΑΤΙΚΗ ΑΠΕΙΚΟΝΙΣΗ	82
Κεφάλαιο 7: Συμπεράσματα και Μελλοντικές Επεκτάσεις		85

Παράρτημα Α	87
Παράρτημα Β	88
Παράρτημα Γ	112
Παράρτημα Δ	126
Βιβλιογραφία	131

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 1:	Χάρτης ισοϋψών.....	31
Εικόνα 2:	Απόσπασμα χάρτη της Γ.Υ.Σ.....	31
Εικόνα 3:	Κεκλιμένη και ανοιγμένη εικόνα.....	32
Εικόνα 4:	Φωτομωσαϊκό από στερεοζεύγη αεροφωτογραφιών.....	32
Εικόνα 5:	Ψηφιακό μοντέλο αναγλύφου.....	33
Εικόνα 6:	Ψηφιακά διανυσματικά δεδομένα Εθνικού Κτηματολογίου... ..	33
Εικόνα 7:	Ορθοφωτογραφία Εθνικού Κτηματολογίου.....	33
Εικόνα 8:	Φασματικά Κανάλια.....	35
Εικόνα 9:	Απορρόφηση Ηλεκτρομαγνητικής Ακτινοβολίας.....	36
Εικόνα 10:	NDVI στην υγεία των φυτών.....	37
Εικόνα 11:	Φάσμα Υπερύθρου.....	38
Εικόνα 12:	Χάρτης Θερμικής Απεικόνισης.....	38
Εικόνα 13:	Επιβλεπόμενη Μάθηση [39].....	41
Εικόνα 14:	Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση.....	42
Εικόνα 15:	Ενισχυτική Μάθηση.....	42
Εικόνα 16:	Εμφώλευση Εννοιών.....	44
Εικόνα 17:	Διαχωρισμός Εννοιών.....	44
Εικόνα 18:	Εξόρυξη Δεδομένων.....	48
Εικόνα 19:	Χωρική Ανάλυση.....	49
Εικόνα 20:	Επιβλεπόμενη Ταξινόμηση.....	51
Εικόνα 21:	Λειτουργία νευρώνα.....	55
Εικόνα 22:	Σχηματική αναπαράσταση της δομής νευρωνικού δικτύου..	56
Εικόνα 23:	Νευρωνικό Δίκτυο MLP 2 επιπέδων	57
Εικόνα 24:	10-fold validation.....	58
Εικόνα 25:	Παραδείγματα μήτρας σύγχυσης.....	59
Εικόνα 26:	Περιβάλλον WebODM.....	71
Εικόνα 27:	NDVI.....	72
Εικόνα 28:	DSM.....	72
Εικόνα 29:	Περιβάλλον CVAT.....	72

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 1: Ωφέλιμα φορτία UAV.....	25
Πίνακας 2: Σύγκριση συστημάτων αεροφωτογράφισης.....	27
Πίνακας 3: Δείκτες Βλάστησης.....	36
Πίνακας 4: Μετρήσεις απόδοσης πίνακα σύγχυσης.....	60
Πίνακας 5: Μετρήσεις απόδοσης πίνακα σύγχυσης.....	60
Πίνακας 6: Dataset 1.....	69
Πίνακας 7: Dataset 2.....	70
Πίνακας 8: Dataset 3.....	70
Πίνακας 9: Κλάσεις Dataset 1-2.....	73
Πίνακας 10: Κλάσεις Dataset 3.....	73
Πίνακας 11: Σχολιασμός Εικόνας.....	74
Πίνακας 12: Αρχεία ARFF.....	76
Πίνακας 13: Καλλιέργεια 4.....	79
Πίνακας 14: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 4.....	81
Πίνακας 15: Ιστογράμματα DSM εικόνων.....	83
Πίνακας 16: Καλλιέργεια 1.....	88
Πίνακας 17: Καλλιέργεια 2.....	89
Πίνακας 18: Καλλιέργεια 3.....	90
Πίνακας 19: Καλλιέργεια 5.....	91
Πίνακας 20: Καλλιέργεια 6.....	92
Πίνακας 21: Καλλιέργεια 7.....	94
Πίνακας 22: Καλλιέργεια 8.....	96
Πίνακας 23: Καλλιέργεια 9.....	98
Πίνακας 24: Καλλιέργεια 10.....	100
Πίνακας 25: Καλλιέργεια 11.....	102
Πίνακας 26: Καλλιέργεια 12.....	104
Πίνακας 27: Καλλιέργεια 13.....	106
Πίνακας 28: Καλλιέργεια 14.....	108
Πίνακας 29: Καλλιέργεια 15.....	110
Πίνακας 30: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 1.....	112
Πίνακας 31: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 2.....	113
Πίνακας 32: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 3.....	114
Πίνακας 33: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 5.....	115
Πίνακας 34: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 6.....	116
Πίνακας 35: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 7.....	117
Πίνακας 36: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 8.....	118
Πίνακας 37: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 9.....	119
Πίνακας 38: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 10.....	120
Πίνακας 39: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 11.....	121
Πίνακας 40: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 12.....	122
Πίνακας 41: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 13.....	123
Πίνακας 42: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 14.....	124
Πίνακας 43: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 15.....	125
Πίνακας 44: Ανάπτυξη ερευνών για την παρακολούθηση υγείας.....	126
Πίνακας 45: Ανάπτυξη ερευνών για την ανίχνευση ζιζανίων.....	127
Πίνακας 46: Ανάπτυξη ερευνών για την εκτίμηση της παραγωγής.....	128

Κατάλογος Διαγραμμάτων

Διάγραμμα 1: Κατηγορίες Φωτογραμμετρία.....	30
Διάγραμμα 2: Τυχαία Δάση.....	53
Διάγραμμα 3: Διαδικασία εκπαίδευσης με Τυχαία Δάση.....	54
Διάγραμμα 4: Σύνοψη μεθοδολογικής προσέγγισης.....	66
Διάγραμμα 5: Ιστόγραμμα DSM εικόνας.....	82
Διάγραμμα 6: Ιστόγραμμα Θερμικής Εικόνας.....	84

Κεφάλαιο 1: Εισαγωγή

Η διαχείριση των αγροκτημάτων στον τομέα την Γεωργίας Ακριβείας, καθίσταται πλέον εφικτή με την χρήση εξ αποστάσεως μεθόδων παρακολούθησης. Η εφαρμογή Τεχνητής Νοημοσύνης στο εν λόγω πλαίσιο, επιτυγχάνει την ανάλυση των δεδομένων και την εξαγωγή αποτελεσμάτων. Οι αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης και οι εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων παρέχουν τη δυνατότητα επίλυσης προβλημάτων αναγνώρισης και εντοπισμού αντικειμένων, καθιστώντας ικανή την χρήση τους σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου.

1.1 Το πρόβλημα και η σημασία του

Από την αρχαιότητα μέχρι και σήμερα, η γεωργία αποτέλεσε σημαντικό μέσο διασφάλισης της ανθρώπινης ζωής, δημιουργώντας πλεόνασμα παραγωγής και τροφίμων. Παράλληλα, με την εμφάνιση της βιομηχανίας, η συνεχώς εξελισσόμενη γεωργία, συνέβαλε τόσο στην οικονομική όσο και πολιτισμική ενίσχυση του ανθρώπινου είδους. Σε πρώτη φάση, ο γεωργός είναι αποκλειστικά υπεύθυνος για την διαχείριση των χωραφιών, χρησιμοποιώντας εμπειρική γνώση για την κάλυψη των αναγκών, που ο ίδιος εικάζει ότι υπάρχουν. Η εποπτεία των χωραφιών και ο εντοπισμός ζιζανίων και θηλαστικών, επιτυγχάνεται αποκλειστικά και μόνο με επιτόπια έρευνα στα σημεία της καλλιέργειας. Κατ' αναλογία, οι ανάγκες για αρδευση ή λιπάσμα, υπολογίζονται βάσει του μέσου όρου των εδαφικών χαρακτηριστικών, διανέμοντας ισόποσα και ομοιόμορφα την εκάστοτε ουσία.

Σε μετέπειτα στάδιο, η εκβιομηχάνιση της γεωργίας και η αύξηση μεγέθους των καλλιεργητικών εκτάσεων, στερούν από τον γεωργό την δυνατότητα άμεσης αίσθησης με τον αγρό, καθιστώντας την μέχρι τότε γνώση του ελλιπή. Ωστόσο, η εξέλιξη της τεχνολογίας και η εφαρμογή Βαθιάς Μάθησης και νέων τεχνολογιών, στέκεται ικανή στο να αντιμετωπίσει τα νέα δεδομένα. Πλέον, ο γεωργός, συμβαδίζοντας με τα δεδομένα και τις μεθόδους της έξυπνης γεωργίας, είναι σε θέση να αξιολογήσει την παραλλακτικότητα των εδαφών, αναγνωρίζοντας τις πραγματικές ανάγκες της καλλιέργειας του. Συνεπώς, η γεωργία ακρίβειας, έρχεται να αναβαθμίσει τον κλάδο της, εστιάζοντας στην μέγιστη παραγωγή και την βέλτιστη ποιότητα, αυξάνοντας τις παραγωγικές εισροές και περιορίζοντας στο μέγιστο εκροές και απώλειες.

1.2 Αντικείμενο και Επιδιώξεις Εργασίας

Στόχος της παρούσας διπλωματικής εργασίας, αποτελεί η συλλογή πληροφορίας, που προέρχεται από πτήσεις μη επανδρωμένων αεροσκαφών και η αξιοποίησή της, για την οργάνωση του αγροκτήματος. Στα πλαίσια αυτής, πραγματοποιείται ανάπτυξη αλγορίθμων Μηχανικής και Βαθιάς Μάθησης, για την αξιολόγηση της αποτελεσματικότητάς τους. Πιο συγκεκριμένα, γίνεται αντιπροσωπευτική εφαρμογή των αλγορίθμων Τυχαίων Δασών και Νευρωνικών Δικτύων σε δεδομένα πολυφασματικών και θερμικών εικόνων, περιλαμβάνοντας στοιχεία βλάστησης και υψομετρικών χαρακτηριστικών. Η διαδικασία εμπεριέχει αυτοματοποιημένες μεθόδους επεξεργασίας εικόνας και επισήμανσης των δεδομένων, στο φάσμα της Μηχανικής Όρασης και της Αναγνώρισης Προτύπων, ενώ μέσω αυτής, επιδιώκεται τελικά, η εξαγωγή ενός μοντέλου πρόβλεψης και γεωεντοπισμού της βλάστησης, διαχωρίζοντας την από τυχόν ζιζάνια, θηλαστικά και άλλους εξωγενείς παράγοντες.

1.3 Διάρθρωση Εργασίας

Η οργάνωση κειμένου αναπτύσσεται σύμφωνα με τη ροή εξέλιξης των εργασιών, που αναπτύχθηκαν στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής. Συγκεκριμένα, πραγματοποιείται διαχωρισμός κεφαλαίων βάσει της παρακάτω λογικής:

Το 2^ο κεφάλαιο περιλαμβάνει έννοιες και τομείς άμεσα συσχετιζόμενους με το θέμα, καλύπτοντας το θεωρητικό υπόβαθρο που απαιτείται, για την κατανόηση αλγορίθμων και τεχνικών, η γνώση των οποίων αποτελεί προϋπόθεση για την ανάπτυξη της περαιτέρω διαδικασίας.

Το 3^ο κεφάλαιο περιλαμβάνει αναλυτική περιγραφή μεθόδων και τεχνολογιών, που αναπτύχθηκαν για τις ανάγκες της εργασίας.

Στο 4^ο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα εργαλεία και λογισμικά, που χρησιμοποιήθηκαν για την ανάπτυξη του πρακτικού μέρους και την εκπαίδευση των αλγορίθμων.

Το 5^ο κεφάλαιο περιλαμβάνει τα στάδια και την διαδικασία υλοποίησης, αναλύοντας τις διαδικασίες, από την λήψη των εικόνων, μέχρι την υλοποίηση των αλγορίθμων, για την επόπτευση των καλλιεργειών.

Στο 6^ο παρουσιάζεται ο όγκος των εξαγόμενων αποτελεσμάτων και η αξιολόγηση τους.

Στο 7^ο και τελευταίο κεφάλαιο αναπτύσσονται γενικότερα συμπεράσματα της συνολικής μεθοδολογικής ανάλυσης, προωθώντας μελλοντικές επεκτάσεις του ζητήματος.

Κεφάλαιο 2: Θεωρητικό Υπόβαθρο

Το κεφάλαιο αυτό, περιλαμβάνει το θεωρητικό πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, βάσει του οποίου επιδιώκεται ανάπτυξη και αποσαφήνιση των βασικών εννοιών, που αναφέρονται σε μετέπειτα κεφάλαια.

2.1 Γεωργία Ακριβείας

Προσεγγίζοντας τον όρο Γεωργία Ακριβείας, από εννοιολογικής πλευράς, απευθυνόμαστε σε μια μέθοδο διαχείρισης των αγρών, σύμφωνα με την οποία, οι εισροές (φυτοφάρμακα, λιπάσματα, σπόρος, νερό άρδευσης) και οι καλλιεργητικές πρακτικές εφαρμόζονται ανάλογα με τις ανάγκες του εδάφους και των καλλιεργειών, καθώς αυτές διαφοροποιούνται στο χώρο και στο χρόνο [1]. Πρακτικά, η Γεωργία Ακριβείας στοχεύει στη διαχείριση της χωροχρονικής παραλλακτικότητας των καλλιεργειών, διαχωρίζοντας τα χαρακτηριστικά του εκάστοτε αγρού. Συγκεκριμένα, η χωρική παραλλακτικότητα απευθύνεται στο πλήθος των μετρούμενων χαρακτηριστικών της καλλιέργειας και του εδάφους (γονιμότητα, υγρασία, τοπογραφία, ανάπτυξη φυτών, πληθυσμοί εχθρών και ασθενειών), ενώ τα χαρακτηριστικά που μεταβάλλουν την κατάσταση της καλλιέργειας κατά το πέρασμα του χρόνου (οργανική ουσία, μηχανική σύσταση εδάφους), κατατάσσονται στο πλαίσιο της χρονικής παραλλακτικότητας.

Ο συνδυασμός των δύο, συμβάλει στην αναγνώριση της υφιστάμενης κατάστασης μιας καλλιέργειας, βάσει της ανάλυσης, επεξεργασίας και ερμηνείας των δεδομένων που συλλέχθηκαν από αυτή, με σκοπό την εύρεση ζωνών διαχείρισης. Οι ζώνες αυτές, συγκεντρώνουν περιοχές της καλλιέργειας με κοινά εδαφολογικά χαρακτηριστικά, επιτρέποντας την χρήση μεταβαλλόμενης αναλογίας στις χρησιμοποιούμενες εισροές (Variable-rate application) κατά τις καλλιεργητικές δράσεις. Έτσι, αναφορικά της εκάστοτε περιοχής, ικανοποιούνται οι πραγματικές καλλιεργητικές ανάγκες ενώ ταυτόχρονα δίνεται η δυνατότητα για επίτευξη μεγαλύτερων αποδόσεων, με τις ίδιες εισροές ανακατανεμημένες, ίδιων αποδόσεων με μειωμένες εισροές ή μεγαλύτερων αποδόσεων με μειωμένες εισροές. Κάθε μια εκ των παραπάνω επιλογών, τίθεται στην κρίση των παραγωγών, στοχεύοντας στην ορθολογικότερη χρήση των εισροών, αναμένοντας αύξηση της ποιότητας των προϊόντων, με το ελάχιστο εφικτό περιβαλλοντολογικό και οικονομικό κόστος.

Συνεπώς, οι κύριοι στόχοι της Γεωργίας Ακριβείας, καθορίζονται βάσει των παραπάνω και εστιάζουν:

- στην αύξηση της απόδοσης των καλλιεργειών,
- στη βελτίωση της ποιότητας των παραγομένων προϊόντων,
- στην πιο αποδοτική χρήση των αγροχημικών,
- στην εξοικονόμηση της ενέργειας,
- στην προστασία του εδάφους και των νερών από την ρύπανση [2]

Γίνεται λοιπόν αντιληπτό, πως η μετάβαση από τον παραδοσιακό τρόπο διαχείρισης στη Γεωργία Ακριβείας, μπορεί να επηρεάσει τόσο το κόστος παραγωγής, όσο και τις προσόδους από την καλλιέργεια, επιδιώκοντας καλύτερη ποιότητα προϊόντων, χρησιμοποιώντας τις εισροές ανάλογα με τις ανάγκες των καλλιεργειών. Παρόλα αυτά, ανεξαιρέτως της παραλλακτικότητας του αγρού, η εφαρμογή μεθόδων Γεωργίας Ακριβείας δεν τίθεται πάντοτε αναγκαία. Σε πρώτη φάση, πρέπει να μετρηθεί το μέγεθος της παραλλακτικότητας, στη συνέχεια, να βρεθούν οι αιτίες που την προκαλούν και τέλος, να βρεθεί τρόπος διαχείρισης της. Οι τεχνολογίες που χρησιμοποιεί η Γεωργία Ακριβείας για την περάτωση της διαδικασίας, αφορούν κάθε στάδιο παραγωγής, από τη σπορά μέχρι τη συγκομιδή και είναι οι εξής:

- **Παγκόσμιο σύστημα προσδιορισμού θέσεως - Γεωγραφικά συστήματα πληροφοριών (GPS - GIS):**

Συστήματα που επιτρέπουν την ακριβή χαρτογράφηση των αγρών και την ερμηνεία της παραλλακτικότητας τους. Το GPS είναι ένα δορυφορικό σύστημα, για τον προσδιορισμό θέσης σημείου παρατήρησης συντεταγμένων X,Y,Z, ως προς ένα κατάλληλο σύστημα αναφοράς. Τα GIS υποστηρίζουν τη συλλογή, διαχείριση, επεξεργασία, ανάλυση, μοντελοποίηση και απεικόνιση δεδομένων που αναφέρονται στον χώρο (συνδεδεμένα με συντεταγμένες) και μεταβάλλονται στο χρόνο δημιουργώντας τα διάφορα επίπεδα επεξεργασίας δεδομένων (layers) [3].

- **Χαρτογράφηση παραγωγής (Yield Mapping):**

Διαδικασία καταγραφής και συλλογής σχετικών με την παραγωγή πληροφοριών, από συγκεκριμένα σημεία του αγρού, ώστε να γίνεται δυνατή η διερεύνηση παραγόντων, που επηρεάζουν την παραγωγή. Η διαφοροποίηση της παραγωγής καταγράφεται ποσοτικά, δίνοντας έτσι τη δυνατότητα χωρικής καταγραφής. Οι χάρτες παραγωγής μπορούν να συσχετιστούν με διάφορα εδαφολογικά και λοιπά δεδομένα (τηλεπισκόπησης, μετεωρολογικά κ.α.), εντοπίζοντας την παραλλακτικότητα του εδάφους και τυχόν αιτίες της.

- **Χαρτογράφηση εδαφικών ιδιοτήτων (Soil Mapping):**

Διαδικασία καταγραφής της γονιμότητας των αγρών, με εφαρμογή μεθόδων δειγματοληψίας και ανάλυσης του εδάφους. Πραγματοποιείται σε επίπεδο ανάλυσης θρεπτικών στοιχείων, φυσικών ιδιοτήτων και ποσοστού υγρασίας του εδάφους, με σκοπό τον ακριβή προσδιορισμό της χωρικής παραλλακτικότητας. Βασικές μέθοδοι αποτελούν η δειγματοληψία πλέγματος (grid sampling) και η δειγματοληψία με βάση τον τύπο του εδάφους (soil type sampling). Ο διαχωρισμός του αγρού στην πρώτη πραγματοποιείται σε ομοιόμορφα κελιά, ενώ στη δεύτερη, σε τμήματα με συναφή τύπο εδάφους ή λοιπά κοινά χαρακτηριστικά. Η ταυτόχρονη καταγραφή της θέσης του δείγματος με GPS, εξάγει τους τελικούς θεματικούς χάρτες εδαφικών χαρακτηριστικών της καλλιέργειας.

- **Χαρτογράφηση ηλεκτρικής αγωγιμότητας του εδάφους (Soil Electrical Conductivity Mapping):**

Διαδικασία που εξετάζει και συγχωνεύει ένα πλήθος παραγόντων, που διαμορφώνουν την απόδοση της καλλιέργειας, περιλαμβάνοντας την οργανική ουσία, την περιεκτικότητα νερού, τη μηχανική σύσταση του εδάφους, την αλατότητα, τα ανταλλάξιμα ασβέστιο και μαγνήσιο, το βάθος σκληρού ορίζοντα καθώς και τη θερμοκρασία του εδάφους. Βασικές μέθοδοι χαρτογράφησης της ηλεκτρικής αγωγιμότητας αποτελούν η μέθοδος ηλεκτρομαγνητικής επαγωγής (electromagnetic induction) και η μέθοδος της επαφής (contact method). Στην πρώτη υπολογίζεται η επίδραση του εδάφους σε κάποιο μαγνητικό πεδίο βάσει της ηλεκτρικής αγωγιμότητας, ενώ στη δεύτερη υπολογίζεται η πτώση δυναμικού μεταξύ ηλεκτροδίων στο έδαφος. Με την χρήση GPS, οι μετρήσεις της ηλεκτρικής αγωγιμότητας σε συνδυασμό με το γεωγραφικό στίγμα των σημείων του αγρού, μετατρέπονται στον αντίστοιχο χάρτη ηλεκτρικής αγωγιμότητας.

- **Τηλεπισκόπηση (Remote Sensing):**

Εξ αποστάσεως τεχνική, που εφαρμόζεται μέσω δορυφορικών εικόνων και αεροφωτογραφιών προερχόμενων από συστήματα drone. Συνδυάζεται με μεθόδους φωτογραμμετρίας για την ερμηνεία, επεξεργασία και ανάλυση δορυφορικών και επίγειων χωρικών δεδομένων. Εξ ορισμού, τηλεπισκόπηση είναι η διαδικασία καταγραφής της ενέργειας η οποία ανακλάται ή εκπέμπεται από ένα αντικείμενο [4]. Βάσει αυτού, χρησιμοποιώντας δείκτες βλάστησης και μετρώντας την ανακλώμενη ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία των φυτών του εκάστοτε αγρού, πραγματοποιείται συλλογή πληροφοριών σχετικά με τη θρεπτική κατάσταση τους και την περιεκτικότητα των φυτικών ιστών σε νερό.

- **Τεχνολογία διαφοροποιημένης δόσης (Variable Rate Technology) :**

Μέθοδος κατά την οποία οι εισροές εφαρμόζονται σε μεταβλητές δόσεις στα εκάστοτε τμήματα της καλλιέργειας σύμφωνα με τις απαιτήσεις της κάθε περιοχής. Βασίζεται στη χρήση χαρτών εφαρμογής (prescription maps) ή αισθητήρων. Η πρώτη μέθοδος απαιτεί χρήση GPS, για τον προσδιορισμό των δόσεων, σύμφωνα του χάρτη εφαρμογής. Ο χάρτης αυτός διαμορφώνεται βάσει ζωνών διαχείρισης, επιμέρους δηλαδή τμημάτων του χωραφίου, που έχουν παρόμοια χαρακτηριστικά και χρήζουν αντίστοιχης διαχείρισης. Η δεύτερη αντίθετα μέθοδος, υπολογίζει τις ανάγκες του εδάφους, ενόσω το μηχάνημα κινείται στον αγρό (on-the-go), με την χρήση λογισμικών, που αναλύουν τις πληροφορίες αισθητήρων.

2.2 Μη επανδρωμένα αεροχήματα

Πρόκειται για εναέριο μέσο, το οποίο κινείται χωρίς να φέρει χειριστή εντός του. Η πτήση του ελέγχεται είτε αυτόνομα με φερόμενους ηλεκτρονικούς υπολογιστές και αισθητήρια όργανα εντός του, είτε με τηλεχειρισμό από κάποιον χειριστή, που βρίσκεται στο έδαφος ή σε κάποιο άλλο μέσο [2]. Το πεδίο εφαρμογής των UAVs, αφορά σε αποστολές, που κρίνονται χρονοβόρες και επικίνδυνες για τους ανθρώπους ή οικονομικά ασύμφωρες, αν γίνει χρήση αεροσκαφών πλήρους κλίμακας με πλήρωμα. Αποτελεί τη σημαντικότερη ανακάλυψη του 21ου αιώνα στο τομέα της τηλεπισκόπησης, όσο αφορά τη συλλογή εικονικής πληροφορίας από την επιφάνεια της γης και πλέον τείνει να αντικαταστήσει σε αρκετές εφαρμογές τη χρήση άλλων εργαλείων της τηλεπισκόπησης, όπως τα δορυφορικά καταγραφικά συστήματα, καθώς και υπόλοιπα συστήματα αεροφωτογράφισης [5].

Σε πρακτική εφαρμογή της τηλεπισκόπησης με την χρήση UAVs, υιοθετούνται διαφορετικοί τύποι συστημάτων πολυφασματικής απεικόνισης, αναλογικά των τεχνικών απαιτήσεων και των διαθέσιμων οικονομικών πόρων. Γενικά, τα ωφέλιμα φορτία μπορούν να ενσωματωθούν σε ένα UAV ανάλογα με το μέγεθος, το βάρος και την εφαρμογή τους. Πρακτικά, το ωφέλιμο φορτίο ενός drone, αποτελείται από όλους τους αισθητήρες και ενεργοποιητές, που είναι συνδεδεμένοι σε αυτό, δηλαδή πολυφασματικές και υπερφασματικές κάμερες, κάμερες υπερύθρων και κάμερες RGB, συστήματα ανίχνευσης και εμβέλειας φωτός (LiDAR) [6], και παγκόσμια δορυφορικά σύστημα πλοήγησης (GNSS). Στον Πίνακα 1 συνοψίζονται οι πιο συχνά χρησιμοποιούμενοι αισθητήρες και ωφέλιμα φορτία για διάφορες λειτουργίες της Γεωργίας Ακριβείας. Οι αισθητήρες RGB και πολυφασματικοί αισθητήρες μπορούν να θεωρηθούν συστήματα χαμηλού κόστους σε σύγκριση με τους υπερφασματικούς, θερμικούς και LiDAR αισθητήρες. Ωστόσο, η θερμική κάμερα συγκεντρώνει πληθώρα πλεονεκτημάτων, καθώς η χρήση της

πραγματοποιείται και συνδυαστικά με οποιοδήποτε άλλο σύστημα όταν απαιτείται θερμική απεικόνιση. Αντίθετα, τα κύρια μειονεκτήματα των υπερφασματικών αισθητήρων που καθιστούν ατελέσφορη την χρήση τους, αποτελούν το υψηλό κόστος, το μεγάλο μέγεθος δεδομένων και η πολυπλοκότητα της επεξεργασίας εικόνας [7].

Πίνακας 1: Ωφέλιμα φορτία UAV

Ωφέλιμα φορτία UAV	Περιγραφή	Κοινές Εφαρμογές
RGB κάμερα	Περιορίζεται στο ορατό φάσμα. Ορατές πληροφορίες red, green, blue.	Εξωτερικά ελαττώματα φυτών, παρακολούθηση ανάπτυξης. Υπολογισμός δεικτών βλάστησης. Δημιουργία ψηφιακών υψομετρικών μοντέλων (DEMs). Χάρτες ύψους βλάστησης.
Πολυφασματική κάμερα - Multispectral	Κάμερες με πέντε φίλτρα παρεμβολής ζώνης με red, green, blue, red-edge, near-infrared.	Παρακολούθηση και χαρτογράφηση ασθενειών καλλιιεργειών και ζιζανίων. Εκτίμηση της κατάστασης της βλάστησης. Ανίχνευση ανεπάρκειας θρεπτικών συστατικών.
Υπερφασματική κάμερα - Hyperspectral	Μεγαλύτερο bandpass συγκριτικά με το πολυφασματικό, το οποίο μερικές φορές φτάνει τον αριθμό των 2000	Διάκριση διαφορετικών ειδών φυτών με παρόμοιες φασματικές υπογραφές. Προσδιορισμός βιοχημικής σύνθεσης φυτών Ποσοτική βλάστηση του εδάφους. Υπολογισμός χημικών ιδιοτήτων.
Θερμική κάμερα - Thermal	Υπέρυθρη ακτινοβολία για σχηματισμό ζώνης θερμότητας εικόνας	Αξιολόγηση υδατικής καταπόνησης και εκτίμηση της ομοιομορφίας άρδευσης Υπολογισμός δεικτών βλάστησης.

Κάμερες καταναλωτικής ποιότητας - Consumer-grade	Χρησιμοποιεί μωσαϊκό φίλτρου χρώματος Bayer για απόκτηση εικόνας RGB αληθινού χρώματος με έναν μόνο αισθητήρα	Αναγνώριση καλλιεργειών και ανίχνευση παρασίτων.
Αισθητήρες LIDAR	Γρήγοροι παλμοί λέιζερ για χαρτογράφηση της επιφάνειας της Γης	Δημιουργία ψηφιακών επιφανειών υψηλής ανάλυσης, εδάφους και υψόμετρου. Μέτρηση ύψους θόλου, κάλυψη, πυκνότητα δέντρων, θέση και ύψος μεμονωμένων δέντρων.
IMU, GPS, μαγνητόμετρο		Εντοπισμός του UAV.
Χημικοί αισθητήρες		Προσδιορισμός χημικών συνθέσεων και συγκεκριμένων οργανικών ουσιών.
Βιολογικοί αισθητήρες		Αναγνώριση διαφόρων ειδών μικροοργανισμών.
Μετεωρολογικοί αισθητήρες		Μέτρηση ταχύτητας ανέμου, θερμοκρασίας και υγρασίας.
Συστήματα ψεκασμού ή παρεμφερή		Διοχέτευση ουσιών ή αντικειμένων σε συγκεκριμένους προορισμούς.

Καθώς ο παγκόσμιος πληθυσμός αυξάνεται, γεννιέται η ανάγκη για ενίσχυση του αγροκτήματος και τα UAV αποτελούν μια λογική επέκταση για τη ενίσχυση της αποδοτικότητας των καλλιεργειών που θα αναπτυχθούν [8]. Ο στόχος αυτών των προσπαθειών είναι να επιτευχθούν κέρδη παραγωγικότητας 70% έως το 2050, για να ικανοποιηθούν οι αυξανόμενες ανάγκες του πληθυσμού της Γης, με ταυτόχρονη μείωση της έκτασης που καλλιεργείται [9]. Η χρήση UAVs στις εφαρμογές αυτές δημιουργεί μια αποδοτική οικονομικά τεχνολογία, η οποία συνεισφέρει συμβάλλει στη βελτιστοποίηση των καλλιεργειών, την εξοικονόμηση χρόνου και την αξιοποίηση της κερδοφορίας και της παραγωγικότητας των γεωργικών συστημάτων. Αναφορικά, ο Πίνακας 2, παρουσιάζει συγκριτικά αποτελέσματα, όσον αφορά τη χρήση drones, παραδοσιακά καθιερωμένων επανδρωμένων αεροσκαφών και δορυφορικών συστημάτων, των οποίων η χρήση παρατηρείται σε εφαρμογές Γεωργίας Ακριβείας, σύμφωνα με τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά του κλάδου [7] [10].

Πίνακας 2: Σύγκριση συστημάτων αεροφωτογράφησης

ΘΕΜΑ	Μη Επανδρωμένα Αεροσκάφη - UAV	Επανδρωμένα Αεροσκάφη - Manned Aircraft	Δορυφορικά Συστήματα - Satellite Systems
Κόστος	Μικρό	Μεγάλο	Πολύ μεγάλο
Λειτουργικό Περιβάλλον	Εσωτερικό Εξωτερικό	Εξωτερικό	Εξωτερικό
Διάρκεια	Μικρή	Μεγάλη	Συνεχής
Ένταση Εργασίας	Μεσαία	Υψηλή	Χαμηλή
Λειτουργικός Κίνδυνος	Χαμηλός	Υψηλός	Μέτριος
Αυτόματος Ψεκασμός	Ναι	Όχι	Ναι
Χωρική Ανάλυση	Υψηλή	Μέτρια	Χαμηλή
Χωρική Ακρίβεια	Υψηλή	Υψηλή	Χαμηλή
Διαχρονικότητα	Ναι	Όχι	Όχι
Προσαρμοστικότητα	Υψηλή	Χαμηλή	Χαμηλή
Αυτονομία	Υψηλή	Χαμηλή	Χαμηλή
Διαθεσιμότητα	Όποτε απαιτούνται	Μερικές φορές	Συνεχής
Χρόνος Ανάπτυξης	Εύκολη	Απαιτεί αεροδιάδρομο	Περίπλοκη
Περιοχή Κάλυψης	Μικρή	Μεγάλη	Πολύ μεγάλη
Καιρικές Συνθήκες	Μεγάλη ευαισθησία	Μικρή ευαισθησία	Απαιτούν καθαρό ουρανό
Κάλυψη Εδάφους	Μικρή	Μεσαία	Μεγάλη
Ωφέλιμο φορτίο	Χαμηλό	Υψηλό	Υψηλό
Επιχειρησιακή Πολυπλοκότητα	Μικρή	Μεγάλη	Μεγάλη
Εφαρμογές & Χρήσεις	Ενσωμάτωση ψηφιακών, θερμικών καμερών και αισθητήρων	Ενσωμάτωση ψεκαστήρων για εφαρμογή φυτοφαρμάκων	Εξαγωγή εικόνων υψηλής ανάλυσης
Παραδείγματα	[11], [12]	[13]	[14]

Συνεπώς, αναλογικά των αναγκών που προκύπτουν στον κλάδο της Γεωργίας Ακριβείας, η χρήση UAVs φαίνεται πως συγκεντρώνει πολλαπλά οφέλη, συγκριτικά των υπολοίπων μεθόδων και διαδικασιών. Εφαρμογές της Γεωργίας Ακριβείας, που αφορούν κυρίως την επιτήρηση των καλλιεργειών, καθιστούν την χρήση UAVs ως βέλτιστη επιλογή, παρουσιάζοντας μεγαλύτερη χωρική ακρίβεια και χαμηλότερο κόστος, σε σύγκριση με τα παραδοσιακά επανδρωμένα αεροσκάφη. Εικόνες υψηλής ευκρίνειας εξάγονται γρήγορα και αποτελεσματικά, με σκοπό τη σωστότερη διαχείριση των καλλιεργημένων εκτάσεων και την ευρυθμία του αγροκτήματος. Η ανίχνευση ασθενειών των φυτών, ο προγραμματισμός άρδευσης, η κάλυψη των φυτικών υπολειμμάτων, η χαρτογράφηση της εδαφικής σύστασης, η χαρτογράφηση αγωγών αποστράγγισης, η χαρτογράφηση απόδοσης των καλλιεργειών και η χαρτογράφηση της ωριμότητας των καλλιεργειών, συνιστούν ίσως τις σπουδαιότερες υπηρεσίες των εφαρμογών, που συνδέονται με την επιθεώρηση των αγρών και βασίζονται σχεδόν αποκλειστικά στην χρήση UAVs [10].

Ενδεικτικές εφαρμογές των drones στη Γεωργία Ακριβείας, αναπτύσσονται στις παρακάτω εκφάνσεις:

- **Ανάλυση της αγροκαλλιέργειας:** Η χρήση drones από την έναρξη του κύκλου ζωής κάθε αγροκαλλιέργειας, συμβάλλει στην επιθεώρηση της κατάστασης του αγροκτήματος, με σκοπό τον προσδιορισμό των δειγματοληψιών του εδάφους και τον προγραμματισμό της σποράς ή της μεταφύτευσης. Χρησιμοποιούνται στη λίπανση, την άρδευση και διαχείριση των επιπέδων αζώτου αποσκοπώντας στην μέγιστη ανάπτυξη των καλλιεργειών.
- **Αποδοτικότερη επίβλεψη:** Η μεταβλητότητα των καιρικών συνθηκών και η αλλοίωση του μικροκλίματος, αυξάνουν το ρίσκο και το κόστος της αγροτικής παραγωγής. Μέσω των drones οι καλλιεργητές ενημερώνονται για την κατάσταση των καλλιεργειών τους σε τακτικά χρονικά διαστήματα, αποκτώντας τη δυνατότητα εφαρμογής προληπτικής αντιμετώπισης ασθενειών και ελλείψεων στις καλλιέργειες.
- **Υψηλότερη απόδοση της καλλιέργειας:** Η αύξηση της απόδοσης και της συνολικής ποιότητας των αγαθών, επιτυγχάνεται με την εφαρμογή φυτοφαρμάκων, νερού και λιπασμάτων, τα οποία μπορούν να παρακολουθούνται με ακρίβεια από το drone. Η διαδικασία ψεκασμού ή άρδευσης χαρακτηρίζεται από μεγάλη χωρική ακρίβεια, διοχετεύοντας κατάλληλες ποσότητες, ανάλογα με τις ανάγκες του εκάστοτε τμήματος του χωραφίου.
- **Χαρτογράφησης GIS (Geographic Information System):** Η χρήση drones με ενσωματωμένη χαρτογράφηση GIS επιτυγχάνει την άμεση διαχείριση πόρων και του κόστους εισροών. Η υλοποίηση της διαδικασίας δίνει στους αγρότες την δυνατότητα να σχεδιάσουν το πεδίο που επιθυμούν, για την ανάπτυξη ακριβούς σχεδίου πτήσεων.

- **Πολυφασματικές φωτογραφίες και δείκτες βλάστησης:** Οι αγρότες μπορούν να επεμβαίνουν στην παραγωγή, παρακολουθώντας τα ποσοστά διαπνοής, απορρόφησης του ηλιακού φωτός καθώς και τους δείκτες υγείας των καλλιεργειών τους. Πολυφασματικές απεικονίσεις εκφράζουν τις αλλαγές στη βιομάζα των φυτών και την υγεία τους, ενώ θερμικοί αισθητήρες εντοπίζουν τις ανάγκες των φυτών σε νερό, καθιστώντας αποτελεσματικότερη την άρδευση τους.

2.3 Φωτογραμμετρία – Φωτοερμηνεία

Φωτογραμμετρία είναι η τέχνη, η επιστήμη και η τεχνική απόκτησης αξιόπιστων μετρητικών πληροφοριών του σχήματος, της διάστασης και της θέσης οποιουδήποτε αντικειμένου στο χώρο και στο περιβάλλον, μέσω διαδικασιών καταγραφής και μέτρησης σε μία ή περισσότερες εικόνες [15]. Συμπληρωματικά, η Φωτοερμηνεία αποτελεί κλάδο της Φωτογραμμετρίας και σκοπός της είναι η αναγνώριση και ο προσδιορισμός φυσικών ή ανθρωπογενών χαρακτηριστικών, μέσω διαδικασιών ανάλυσης και ερμηνείας εικόνων. Ενώ η Φωτογραμμετρία αποσκοπεί στη χρήση εικόνων, για τη συλλογή ποσοτικών πληροφοριών, η Φωτοερμηνεία χρησιμοποιεί τις εικόνες, για τη λήψη ποιοτικών πληροφοριών [16].

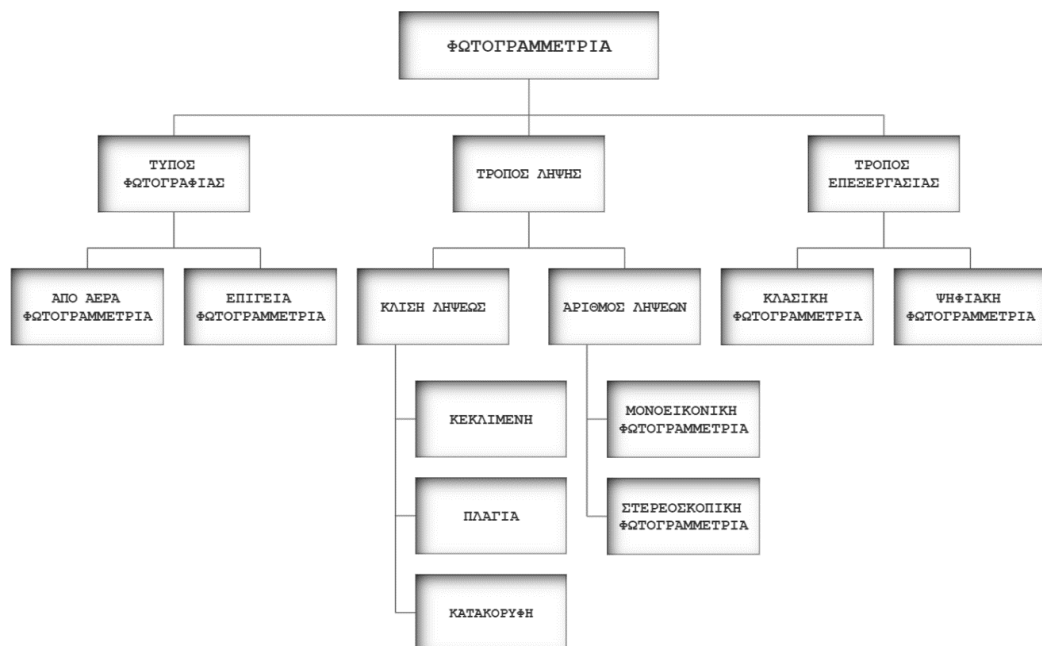
Πρακτικά, οι φωτογραμμετρικές τεχνικές αποτελούν έμμεσους τρόπους καταγραφής της θέσης, του σχήματος και των διαστάσεων των αντικειμένων, καθώς δεν χρησιμοποιούν απευθείας μετρήσεις πάνω στο αντικείμενο, αλλά χρησιμοποιούν τη μετρική πληροφορία που συλλέγεται πάνω σε μία φωτογραφική εικόνα [17]. Έτσι, η Φωτογραμμετρία παρέχει ταχύτητα, οικονομία, ακρίβεια και αξιοπιστία στη μέτρηση αντικειμένων χωρίς τη φυσική επαφή με αυτά και η εφαρμογή της εκτείνεται από την αποτύπωση μικρών αντικειμένων έως και τη χαρτογράφηση χωρών και ηπείρων [18].

Αναλυτικότερα, η φωτογραμμετρική διαδικασία περιλαμβάνει τρία βασικά στάδια:

1. **την απόκτηση δεδομένων:** Συγκεντρώνει διαδικασίες απόκτησης πληροφοριών, που αφορούν τα χαρακτηριστικά και τις ιδιότητες επιφανειών και αντικειμένων. Η απόκτηση των δεδομένων, πραγματοποιείται με την χρήση και ενσωμάτωση αισθητήρων.
2. **την επεξεργασία δεδομένων:** Καθορίζεται βάσει των αναγκών σε συνάρτηση με τα τελικά εξαγόμενα προϊόντα και επιτυγχάνεται με τον απαραίτητο εξοπλισμό και τα κατάλληλα όργανα.
3. **την απόκτηση προϊόντων:** Γραφικά, αριθμητικά, εικονικά και φωτογραφικά δεδομένα της φωτογραμμετρικής διεργασίας.

Η Φωτογραμμετρία ταξινομείται σε κατηγορίες ανάλογα με: [17]

- τον τύπο της φωτογραφίας:
 - Από Αέρα Φωτογραμμετρία, όπου ο σταθμός λήψης φωτογραφιών βρίσκεται στο έδαφος
 - Επίγεια Φωτογραμμετρία, όπου ο σταθμός λήψης βρίσκεται στον αέρα
- τον τρόπο λήψης της φωτογραφίας:
 - Κατακόρυφες λήψεις
 - Κεκλιμένες λήψεις
 - Πλάγιες λήψεις
- τον τρόπο εξαγωγής της πληροφορίας:
 - Μονοεικονική Φωτογραμμετρία, για την εξαγωγή δισδιάστατης πληροφορίας από μία μόνο φωτογραφία
 - Στερεοφωτογραμμετρία, με χρήση επικαλυπτόμενων ζευγών εικόνων
- τον τρόπο επεξεργασίας και απόδοσης της πληροφορίας:
 - Αναλογική Φωτογραμμετρία, με χρήση αναλογικών φωτογραμμετρικών οργάνων
 - Αναλυτική Φωτογραμμετρία, όπου η επεξεργασία βασίζεται σε αναλυτικές σχέσεις, ενώ η απόδοση βασίζεται στη χρήση αναλυτικών φωτογραμμετρικών οργάνων
 - Ψηφιακή Φωτογραμμετρία, για την επεξεργασία ψηφιακών εικόνων



Διάγραμμα 1: Κατηγορίες Φωτογραμμετρία

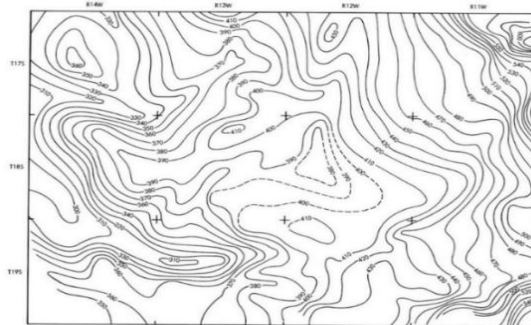
Ο σχεδιασμός των αεροφωτογραφίσεων πραγματοποιείται βάσει του σχεδίου πτήσης και προετοιμάζεται, ώστε να λαμβάνονται υπόψη τα διαθέσιμα όργανα, η κλίμακα, το κόστος και η ποιότητα του τελικού αποτελέσματος [19] [20]. Εφόσον εξασφαλιστούν τα παραπάνω, κρίνεται απαραίτητος ο συνυπολογισμός των ατμοσφαιρικών και καιρικών συνθηκών, με στόχο την υψηλή ευκρίνεια και διακριτότητα.

Ο τοπογραφικός χάρτης αποτελεί το αρχικό συμβατικό φωτογραμμετρικό προϊόν. Μέρος των ψηφιακών γεωχωρικών δεδομένων αποτελούν τα φωτογραμμετρικά προϊόντα, τα οποία χρησιμοποιούνται για χαρτογραφική απεικόνιση. Συγκεκριμένα, τα βασικότερα φωτογραμμετρικά προϊόντα διαχωρισμένα σε αναλογική ή ψηφιακή μορφή είναι: [16]

- Φωτογραμμετρικά προϊόντα αναλογικής μορφής

1. Χάρτες ισοψών:

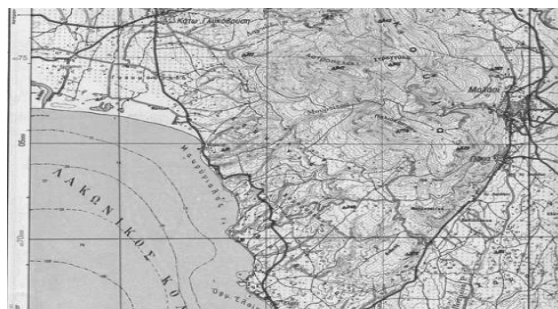
Ισοψής καμπύλη είναι ο γεωμετρικός τόπος των σημείων του εδάφους, τα οποία έχουν το ίδιο υψόμετρο. Η υψομετρική διαφορά μεταξύ δύο διαδοχικών ισοψών καμπυλών ονομάζεται ισοδιάσταση και είναι συνάρτηση της κλίμακας χάρτη και του αναγλύφου της περιοχής.



Εικόνα 1: Χάρτης ισοψών [21]

2. Χάρτες

Απεικονίζουν γεωγραφικά χαρακτηριστικά, όπως το οδικό δίκτυο, τα τοπωνύμια, τα διοικητικά όρια κ.λπ. Ο σκοπός δημιουργίας και η κλίμακα του χάρτη καθορίζουν την πληροφορία, την οποία θα περιέχει ο κάθε χάρτης.



Εικόνα 2: Απόσπασμα χάρτη της Γ.Υ.Σ. [22]

3. Ανοιγμένες εικόνες:

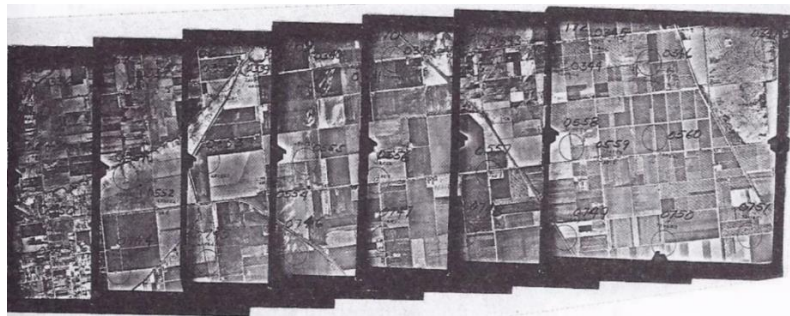
Αναγωγή μιας πλάγιας αεροφωτογραφίας σε κατακόρυφη, απεικονίζοντας επίπεδα σε ορθή προβολή, με ενιαία κλίμακα.



Εικόνα 3: Κεκλιμένη και ανοιγμένη εικόνα [23]

4. Φωτομωσαϊκά:

Χάρτες μικρής ακρίβειας. Κατασκευάζονται με διαδοχική τοποθέτηση στερεοζεύγων αεροφωτογραφιών, για τη δημιουργία ενός συνολικού χάρτη της περιοχής μελέτης.

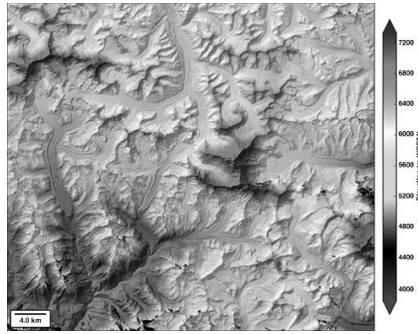


Εικόνα 4: Φωτομωσαϊκό από στερεοζεύγη αεροφωτογραφιών [24]

- Φωτογραμμετρικά προϊόντα ψηφιακής μορφής

1. Ψηφιακά Μοντέλα Αναγλύφου (Digital Elevation Models - DEM's):

Αναπαριστά τα υψόμετρα της επιφάνειας της γης μέσω μέσω των τιμών φωτεινότητας. Ο υπολογισμός γίνεται αυτόματα, με τη χρήση ειδικών λογισμικών.



Εικόνα 5: Ψηφιακό μοντέλο αναγλύφου [25]

2. Ψηφιακά διανυσματικά δεδομένα:

Αναπαριστώνται ως σημεία, γραμμές και πολύγωνα και αποτελούνται από τις συντεταγμένες σε δύο ή τρεις διαστάσεις, για να περιγράψουν τη δομή τους. Συνήθως, συνοδεύονται από περιγραφικές πληροφορίες και αναπαρίστανται συναρτήσει της κλίμακας απόδοσης.



Εικόνα 6: Ψηφιακά διανυσματικά δεδομένα Εθνικού Κτηματολογίου [26]

3. Ορθοφωτογραφίες - ορθοφωτοχάρτες:

Ορθοφωτογραφία ονομάζεται η φωτογραφία, που αποτελεί ορθογραφική προβολή της περιοχής που απεικονίζει, διατηρώντας συνεχή κλίμακα. Ο εμπλουτισμός της ορθοφωτογραφίας με χαρτογραφικά στοιχεία ονομάζεται ορθοφωτοχάρτης



Εικόνα 7: Ορθοφωτογραφία Εθνικού Κτηματολογίου [27]

Σε τελικό στάδιο της φωτογραμμετρικής ανάλυσης, αναπτύσσεται επικουρικά το κομμάτι της Φωτοερμηνείας, για την ποιοτική ανάλυση των εξαγόμενων προϊόντων. Η διαδικασία της Φωτοερμηνείας, έχει ουσιαστικά ως στόχο, την εξαγωγή της μέγιστης πληροφορίας από τις φωτογραφίες, σε σχέση με τον ιδιαίτερο σκοπό, για τον οποίο πραγματοποιείται. Οι φάσεις κατά τις οποίες ολοκληρώνεται η διαδικασία της φωτοερμηνείας και κατ'επέκταση καλύπτεται όλο το φάσμα της φωτογραμμετρίας, αναπτύσσονται παρακάτω και ακολουθούν την εξής σειρά:

1. Γενική ανάγνωση – εξέταση των φωτογραφιών:

Αναγνώριση γενικών χαρακτηριστικών της φωτογραφούμενης περιοχής (π.χ. μορφές του αναγλύφου, βλάστηση, πολιτισμική ανάπτυξη, σημαντικοί χαρακτήρες της περιοχής).

2. Ανάλυση των φωτογραφιών:

Καθορισμός των αντικειμένων, που θα αναλυθούν και διαίρεση των φωτογραφιών σε τμήματα, βάσει των ποιοτικών και ποσοτικών εκτιμήσεων των αντικειμένων.

3. Ταξινόμηση:

Σύγκριση των γνωστών αντικειμένων με φωτοερμηνευτικές μονάδες από την ανάλυση, βάσει των διαφόρων φυσικών και τεχνητών στοιχείων.

4. Συμπεράσματα:

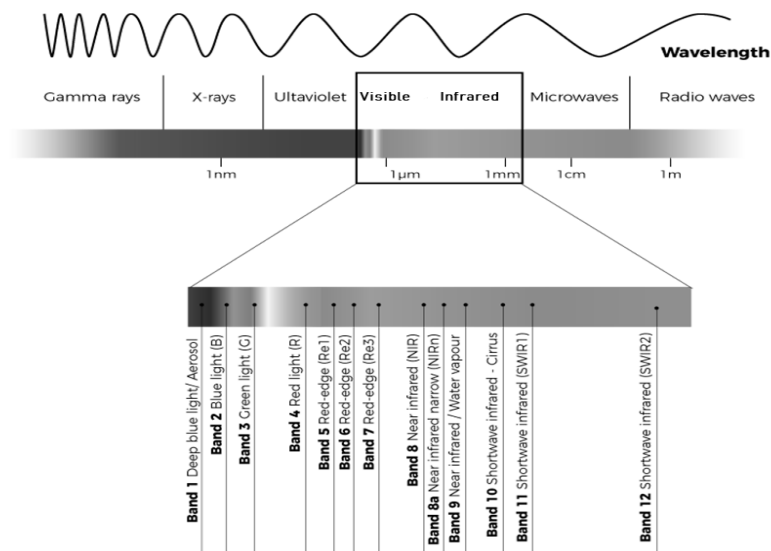
Εξαγωγή τελικού πορίσματος με την μορφή χάρτη, ως αποτέλεσμα της συσχέτισης των φωτογραφικών παρατηρήσεων και των γνώσεων από άλλες πηγές απόκτησης πληροφοριών.

2.4 Δείκτες βλάστησης – Θερμικές απεικονίσεις

Οι δείκτες στον τομέα της Τηλεπισκόπησης, ανήκουν στην τάξη των τεχνικών φασματικής ενίσχυσης (spectral enhancement) των εικόνων και στην πραγματικότητα αποδίδονται με την μορφή εικόνων, έπειτα από μαθηματικές πράξεις, που εκτελούνται στα εκάστοτε φασματικά τους κανάλια. Τα φασματικά αυτά κανάλια (spectral bands), στο σύνολό τους, καλύπτουν το εύρος της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας, και διαχωρίζονται σε:

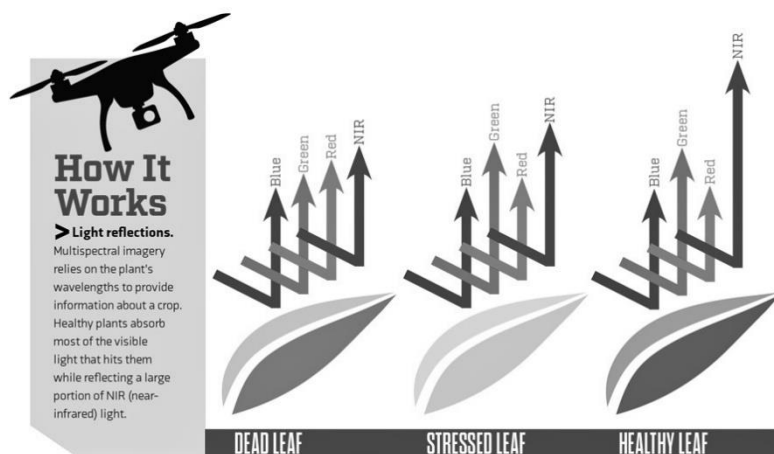
- **υπεριώδες (Ultraviolet, UV):** μήκος κύματος από 0,01 έως 0,40 μm . Διακρίνεται σε μακρινό (far UV 0,01-0,20 μm), ενδιάμεσο (middle UV, 0,20-0,30 μm και κοντινό (near UV, 0,30-0,40 μm)

- **ορατό (Visible):** μήκος κύματος από 0,40 έως 0,70 μm . Τα όρια του καθορίζονται από την ανθρώπινη όραση
- **υπέρυθρο (Infrared, IR):** μήκος κύματος από 0,70 μm έως 1000 μm . Διακρίνεται σε κοντινό (near IR, 0,70-1,50 μm), ενδιάμεσο (middle IR, 1,50-5,60 μm) και μακρινό (far IR, 5,60-1000 μm). Χωρίζεται επίσης σε ανακλώμενο (reflected IR από 0,70-3,00 μm) και θερμικό (thermal IR, από περίπου 3,00 έως 1000 μm ή 0,1cm)
- **μικροκυματικό (Microwave):** μήκος κύματος από 0,1 cm έως 1m



Εικόνα 8: Φασματικά Κανάλια [28]

Οι δείκτες βλάστησης βασίζονται στην αλληλεπίδραση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας με τα φύλλα των φυτών. Οι βιοφυσιικές ιδιότητες της βλάστησης επηρεάζουν την απορρόφηση, ανάκλαση και μετάδοση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας στα διαφορετικά μήκη κύματος του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, καθώς η χλωροφύλλη δεν απορροφά όλο το ηλιακό φως. Κατά τη φωτοσύνθεση εμφανίζεται μεγάλη απορρόφηση σε δύο περιοχές του ορατού τμήματος του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος: 0,4 μm (μπλε) και 0,68 μm (κόκκινο). Αντίθετα, στο πράσινο φως (0,55 μm) υπάρχει μικρή απορρόφηση και μεγάλη ανάκλαση. Κατά τη μετάβαση από το κόκκινο στο κοντινό υπέρυθρο η ανάκλαση στα φύλλα αυξάνεται απότομα δημιουργώντας την «κόκκινη ακμή» (Red Edge). Ακολούθως, στο κοντινό υπέρυθρο, παρατηρείται ισχυρή ανάκλαση από το εσωτερικό των φύλλων, ως δείγμα υγιούς βλάστησης [16].



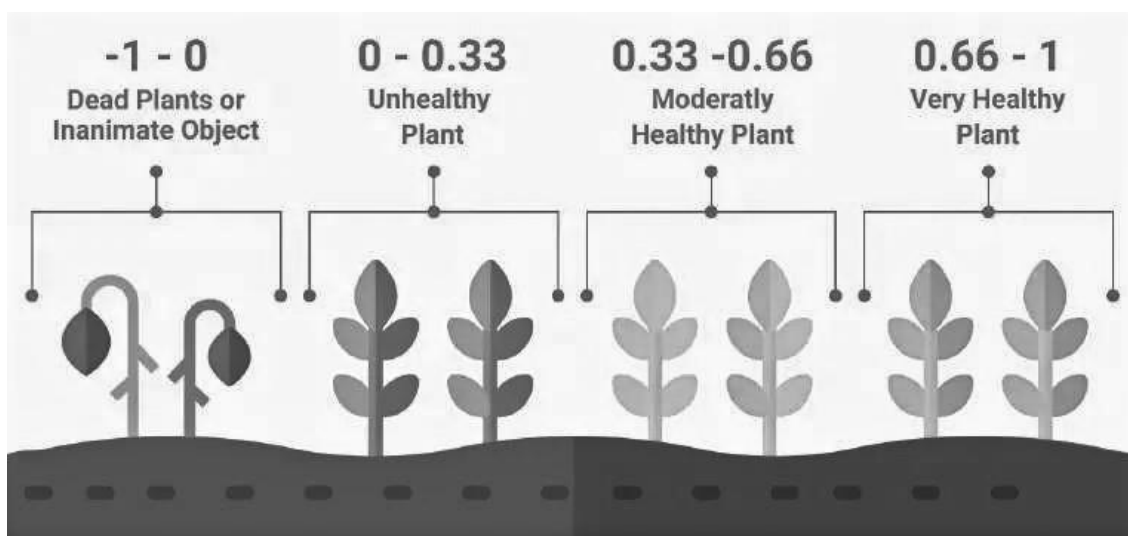
Εικόνα 9: Απορρόφηση Ηλεκτρομαγνητικής Ακτινοβολίας [29]

Οι δείκτες βλάστησης, αξιοποιώντας την συμπεριφορά που αναπτύσσουν τα φυτά στα διάφορα φασματικά κανάλια, σχηματίζονται ως συνδυασμός της ανακλαστικότητας μεταξύ δύο φασμάτων, με την χρήση πρόσθεσης, διαίρεσης ή πολλαπλασιασμού. Η εφαρμογή τους, εκφράζει την ποιοτική και ποσοτική ανάλυση της βλάστησης, αποδίδοντας μια χαρακτηριστική τιμή σε κάθε εικονοστοιχείο. Πιο συγκεκριμένα, οι βασικότεροι δείκτες βλάστησης είναι:

Πίνακας 3: Δείκτες Βλάστησης

Index	Equation	Index	Equation
Structure(LAI, Green Biomass, Fraction)		Anthocyanins	
EVI	$2.5 * (R_{NIR} - R_{red}) / (R_{NIR} + 6 R_{red} - 7.5 R_{blue} + 1)$	ARI	$(1 / R_{green}) - (1 / R_{red \text{ edge}})$
Green NDVI	$(R_{NIR} - R_{green}) / (R_{NIR} + R_{green})$	mARI	$[(1 / R_{green}) - (1 / R_{red \text{ edge}})] * R_{NIR}$
NDVI	$(R_{NIR} - R_{red}) / (R_{NIR} + R_{red})$	RGRI	R_{red} / R_{green}
SR	R_{NIR} / R_{red}	ACI	R_{green} / R_{NIR}
NDWI	$(R_{857} - R_{1241}) / (R_{857} + R_{1241})$	Carotenoids	
WBI	R_{900} / R_{970}	CRI1	$(1 / R_{510}) - (1 / R_{550})$
ARVI	$(R_{NIR} - [R_{red} - 7 * \{R_{blue} - R_{red}\}]) / (R_{NIR} + [R_{red} - 7 * (R_{blue} - R_{red})])$	CRI2	$(1 / R_{510}) - (1 / R_{700})$
SAVI	$[(R_{NIR} - R_{red}) / (R_{NIR} + R_{red} + L)] * (1 + L)$	Water	
VARI	$(R_{green} - R_{red}) / (R_{green} + R_{red} - R_{blue})$	MSI	R_{SWIR} / R_{NIR}
VI _{green}	$(R_{green} - R_{red}) / (R_{green} + R_{red})$	Light Use Efficiency	
Biochemical		RGRI, SIPI	See Above
Pigments		PRI	$(R_{531} - R_{570}) / (R_{531} + R_{570})$
SIPI	$(R_{800} - R_{445}) / (R_{800} - R_{680})$	Stress	
PSSR	$(R_{800} / R_{675}); (R_{800} / R_{650})$	MSI	See Above
PSND	$[(R_{800} - R_{675}) / (R_{800} + R_{675}); [(R_{800} - R_{650}) / (R_{800} + R_{650})]$	REP	L (max first derivative: 680- 750nm)
PSRI	$(R_{680} - R_{500}) / R_{750}$	RVSI	$[(R_{714} + R_{752}) / 2 - R_{733}]$
Chlorophyll		Lignin and Cellulose	
CARI	$[(R_{700} - R_{670}) - 0.2 * (R_{700} - R_{550})]$	CAI	$100 * [0.5 * (R_{2031} + R_{2211}) - R_{2101}]$
MCARI	$[(R_{700} - R_{670}) - 0.2 * (R_{700} - R_{550})] * (R_{700} / R_{670})$	NDLI	$[\log(1 / R_{1754}) - \log(1 / R_{1680})] / [\log(1 / R_{1754}) + \log(1 / R_{1680})]$
C _{red}	$R_{NIR} / R_{red \text{ edge}} - 1$	Nitrogen	
		NDNI	$[\log(1 / R_{1510}) - \log(1 / R_{1680})] / [\log(1 / R_{1510}) + \log(1 / R_{1680})]$

Στοχευμένα, στον κλάδο της Γεωργίας Ακριβείας, ευρέως γνωστός δείκτης βλάστησης, αποτελεί ο Δείκτης Βλάστησης Κανονικοποιημένης Διαφοράς NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Το εύρος τιμών του κυμαίνεται από - 1 έως και +1, στα όρια του οποίου τιμές άνω του μηδενός αντιστοιχούν στην ύπαρξη πράσινης βλάστησης (χλωροφύλλης) ή γυμνού εδάφους (τιμές γύρω στο μηδέν), ενώ τιμές κάτω του μηδενός υποδηλώνουν ύπαρξη χιονιού, νέφων, πάγου και γενικότερα νερού.

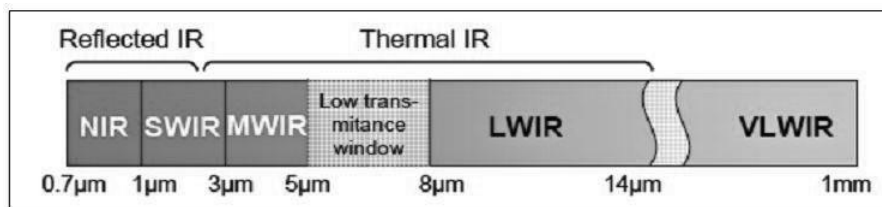


Εικόνα 10: NDVI στην υγεία των φυτών [30]

Συνεπώς, ο NDVI προτιμάται για ολική φυτική παρακολούθηση, καθώς περιγράφει πολλές ιδιότητες των φυτών. Οι χάρτες απεικόνισης του δείκτη βλάστησης, που περιλαμβάνουν την απεικόνιση της συνολικής πληροφορίας, εμφανίζονται τις αρδευόμενες εκτάσεις (άρα υψηλά ποσοστά πράσινης βιομάζας) με ανοικτότερους τόνους σε σχέση με τις μη αρδευόμενες εκτάσεις καθώς και τις υδάτινες επιφάνειες (πολύ σκούροι τόνοι στο κέντρο της εικόνας). Αναλογικά, η φυσική βλάστηση στις ημιορεινές - ορεινές περιοχές αποτυπώνεται με ενδιαμέσους τόνους φωτεινότητας. Τυπικά παραδείγματα χρήσης του δείκτη περιλαμβάνουν την εκτίμηση: της απόδοσης των καλλιεργειών, της βιομάζας, της συγκέντρωσης χλωροφύλλης στα φύλλα, της κλασματικής κάλυψης της βλάστησης, της παραγωγικότητας των φυτών, της δέσμευσης άνθρακα, της υγρασίας του εδάφους κ.α.. Από μαθηματικής πλευράς, ο δείκτης υπολογίζεται ως ο λόγος της διαφοράς της ανάκλασης στο κοντινό υπέρυθρο και στο ερυθρό, προς το άθροισμα αυτών και αποτυπώνεται με την εξίσωση:

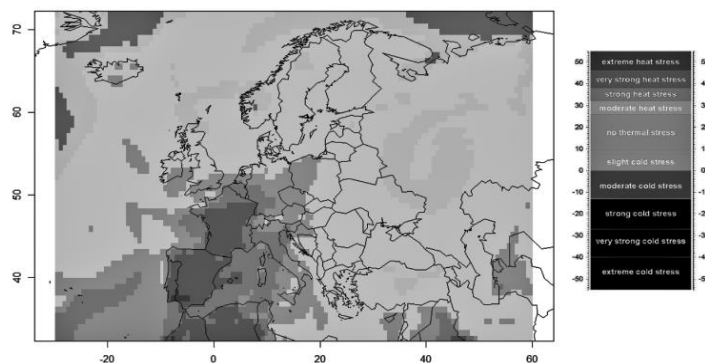
$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Πέραν της ανακλώμενης ηλιακής ακτινοβολίας, η ανίχνευση της θερμικής υπέρυθρης ακτινοβολίας, μπορεί να προσφέρει εξίσου σημαντικές πληροφορίες. Στην περιοχή TIR του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, οι ακτινοβολίες, που εκπέμπονται από τη γη λόγω της θερμικής της κατάστασης, είναι πολύ πιο έντονες από τις ηλιακές ανακλώμενες ακτινοβολίες και ως εκ τούτου, οι αισθητήρες που λειτουργούν σε αυτήν την περιοχή μήκους κύματος, ανιχνεύουν κυρίως τις θερμικές ακτινοβολίες του υλικού του εδάφους. Η θερμική τηλεπισκόπηση εκμεταλλεύεται το γεγονός ότι οτιδήποτε πάνω από το απόλυτο μηδέν (0 K ή $-273,15\text{ }^\circ\text{C}$ ή $-459\text{ }^\circ\text{F}$) εκπέμπει ακτινοβολία στην υπέρυθη περιοχή του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος. Το πόση ενέργεια ακτινοβολείται, και σε ποια μήκη κύματος, εξαρτάται από την εκπομπή της επιφάνειας και από την κινητική της θερμοκρασία. Εκπομπή είναι η ικανότητα εκπομπής ενός πραγματικού υλικού σε σύγκριση με εκείνη ενός μαύρου σώματος και είναι μια φασματική ιδιότητα που ποικίλλει ανάλογα με τη σύνθεση του υλικού και τη γεωμετρική διαμόρφωση της επιφάνειας. Από την άλλη, η κινητική θερμοκρασία, είναι η θερμοκρασία της επιφάνειας του εδάφους ως μέτρο της ποσότητας θερμικής ενέργειας που περιέχεται σε αυτό [31].



Εικόνα 11: Φάσμα Υπέρυθρον [32]

Στη θερμική τηλεπισκόπηση τα άορα μοτίβα ακτινοβολίας των αντικειμένων μετατρέπονται σε ορατές εικόνες και αυτές οι εικόνες ονομάζονται θερμογράμματα ή θερμικές εικόνες. Μια τέτοια εικόνα σχετικής ακτινοβολίας θερμοκρασιών, αποτυπώνει σε ανοιχτούς τόνους τις χαμηλότερες θερμοκρασίες και σε σκουρότερους τόνους τις υψηλότερες. Εφαρμογές της θερμικής τηλεπισκόπησης, που αναπτύσσονται στον τομέα της Γεωργίας Ακριβείας, στοχεύουν στην παρακολούθηση φυτωρίων, στον προγραμματισμό άρδευσης, στην ανίχνευση τάσεων αλατότητας του εδάφους, στην ανίχνευση ασθενειών των φυτών, στην εκτίμηση της απόδοσης, στην αξιολόγηση ωριμότητας και στην ανίχνευση μώλωπες φρούτων και λαχανικών [33].



Εικόνα 12: Χάρτης Θερμικής Απεικόνισης [34]

2.5 Τεχνητή Νοημοσύνη

Η Τεχνητή Νοημοσύνη είναι ο τομέας της επιστήμης υπολογιστών, ο οποίος ασχολείται με τη σχεδίαση και την υλοποίηση υπολογιστικών συστημάτων, που είναι ικανά να μιμηθούν ή να ενσωματώσουν στοιχεία της ανθρώπινης συμπεριφοράς, τα οποία υπονοούν έστω και στοιχειώδη ευφυΐα: μάθηση, προσαρμοστικότητα, εξαγωγή συμπερασμάτων, κατανόηση από συμφραζόμενα, επίλυση προβλημάτων κ.λπ. Ο J. McCarthy όρισε τον τομέα αυτό ως «επιστήμη και μεθοδολογία της δημιουργίας νοούντων μηχανών» [35].

Η ίδια χωρίζεται:

- στη συμβολική τεχνητή νοημοσύνη, κατά την οποία επιχειρείται η εξομίωση της νοημοσύνης του ανθρώπου αλγοριθμικά, με την χρήση συμβόλων και λογικών κανόνων υψηλού επιπέδου
- στην υποσυμβολική τεχνητή νοημοσύνη, κατά την οποία επιδιώκεται η αναπαραγωγή της ευφυΐας του ανθρώπου, χρησιμοποιώντας αριθμητικά μοντέλα, τα οποία σχηματίζουν επαγωγικά νοήμονες συμπεριφορές με τη διαδοχική αυτοοργάνωση απλούστερων δομικών συστατικών («συμπεριφορική τεχνητή νοημοσύνη»), προσομοιώνοντας πραγματικές βιολογικές διαδικασίες ή αποτελώντας εφαρμογή στατιστικών μεθοδολογιών σε προβλήματα τεχνητής νοημοσύνης.

Η διάκριση μεταξύ συμβολικής και υποσυμβολικής προσέγγισης καθορίζει από το είδος των μέσων που χρησιμοποιούνται, ενώ συχνή αποτελεί η σύζευξη των δύο προσεγγίσεων στην αντιμετώπιση του εκάστοτε προβλήματος [36]. Για τον σκοπό αυτό, η Τεχνητή Νοημοσύνη, βάσει του επιθυμητού επιστημονικού στόχου, περιλαμβάνει το σύνολο των μηχανών, που εμφανίζουν την δυνατότητα κατανόησης της ανθρώπινης γλώσσας, εκτελώντας πολύπλοκους υπολογισμούς. Επιτυγχάνουν ταχεία επίλυση πολύπλοκων προβλημάτων, τα οποία βασίζονται σε υπολογιστές και περιλαμβάνουν μεγάλα σύνολα δεδομένων, αποδίδοντας απαντήσεις και επιθυμητά συμπεράσματα σύμφωνα με τη λογική του ανθρώπου.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη αποτελεί σημείο συνάντησης μεταξύ διαφόρων επιστημονικών πεδίων, όπως της επιστήμης υπολογιστών, της νευρολογίας, της ψυχολογίας, της γλωσσολογίας, της φιλοσοφίας και της επιστήμης μηχανικών, με απώτερο σκοπό τη σύνθεση ευφυούς συμπεριφοράς, με στοιχεία μάθησης, συλλογιστικής και προσαρμογής στο περιβάλλον. Συνολικά, σε πρακτικό επίπεδο, η Τεχνητή Νοημοσύνη δίνει την δυνατότητα στις μηχανές να μαθαίνουν από την εμπειρία, να προσαρμόζονται σε νέα δεδομένα και να εκτελούν ανθρωπομορφικά έργα, έχοντας ως βάση το πνεύμα της ορθολογικότητας και της ανθρώπινης σκέψης.

2.6 Μηχανική Μάθηση

Η Μηχανική Μάθηση ή αλλιώς προγνωστική αναλυτική είναι ένα πεδίο έρευνας το οποίο προέρχεται από την διασταύρωση τριών πεδίων: της στατιστικής, της τεχνητής νοημοσύνης και της επιστήμης των υπολογιστών [37]. Το 1959 ο Arthur Samuel ορίζει τη Μηχανική Μάθηση ως το πεδίο μελέτης, που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί από τον συγγραφέα του προγράμματος. Πόσο μάλλον, είναι ικανοί να δείξουν κάποια συμπεριφορά, την οποία ο συγγραφέας μπορεί να αγνοεί πλήρως [38]. Αυτή η συμπεριφορά επιτυγχάνεται βάσει:

1. των δεδομένων, που αποτελούν είσοδο του προγράμματος και επεξεργάζονται από αυτό
2. μιας μέτρησης, που ποσοτικοποιεί το σφάλμα ή κάποια μορφή απόστασης μεταξύ της τρέχουσας συμπεριφοράς και της ιδανικής συμπεριφοράς
3. ενός μηχανισμού ανατροφοδότησης, ο οποίος χρησιμοποιεί το ποσοτικοποιημένο σφάλμα, για την καθοδήγηση του προγράμματος, με σκοπό την παραγωγή καλύτερης συμπεριφοράς στα επόμενα γεγονότα.

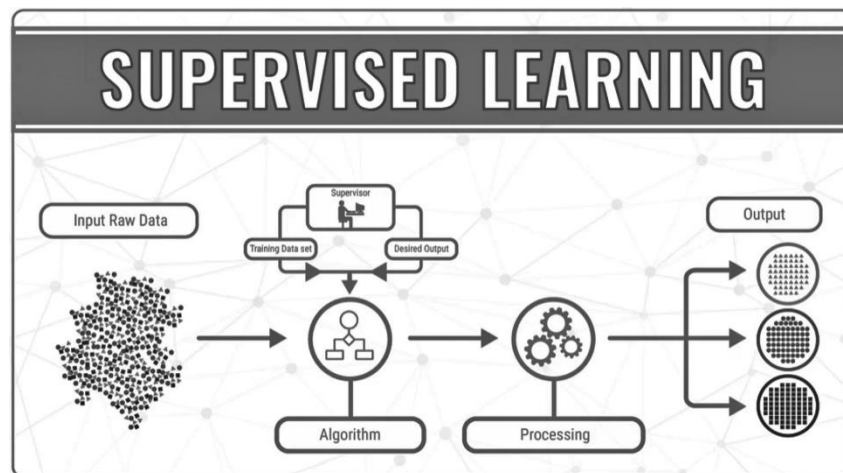
Συνεπώς, η Μηχανική Μάθηση δύναται να θεωρηθεί ως μια συλλογή μεθόδων, η οποία μπορεί αυτόματα να αναγνωρίσει μοτίβα στα δεδομένα και εν συνεχεία, βάσει αυτών των μοτίβων, είναι ικανή να προβλέψει μελλοντικά αποτελέσματα ή να πάρει αποφάσεις κάτω από καθορισμένες καταστάσεις. Η δυνατότητα αξιοποίησης όλων των παραπάνω, παρέχεται μέσω της χρήσης διαφόρων αλγορίθμων, οι οποίοι δίνουν στις μηχανές την δυνατότητα να αντιλαμβάνονται διάφορες καταστάσεις και βάσει αυτών, να προβαίνουν τις κατάλληλες αποφάσεις. Οι αλγόριθμοι αυτοί, αποτελούν πυλώνα της Μηχανικής Μάθησης και κατηγοριοποιούνται ανάλογα με το αποτέλεσμα που εξάγουν. Οι συνηθέστερες κατηγορίες αλγορίθμων Μηχανικής μάθησης είναι οι εξής:

- **Επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning):**

Ένας «δάσκαλος» τροφοδοτεί παραδειγματικές εισόδους καθώς και τα επιθυμητά αποτελέσματα στο υπολογιστικό πρόγραμμα, αποσκοπώντας στην εκμάθηση ενός γενικού κανόνα, εν προκειμένω να αντιστοιχιθούν οι εισόδοι με τα αποτελέσματα. Υποκατηγορίες της αποτελούν η κατηγοριοποίηση και η παλινδρόμηση, ενώ οι συχνότερα χρησιμοποιούμενοι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης μάθησης είναι:

- Υποστήριξη διανυσματικών μηχανών (Support Vector Machines)
- Λογιστική παλινδρόμηση (Logistic Regression)

- Γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression)
- Αφελής κατηγοριοποιητής Bayes (Naive Bayes Classifier)
- Δέντρα αποφάσεων (Decision Tree)
- Τεχνητά Νευρωνικά δίκτυα (Neural Networks)
- Κ κοντινότεροι γείτονες (K Nearest Neighbors)
- Τυχαία δάση (Random Forest)



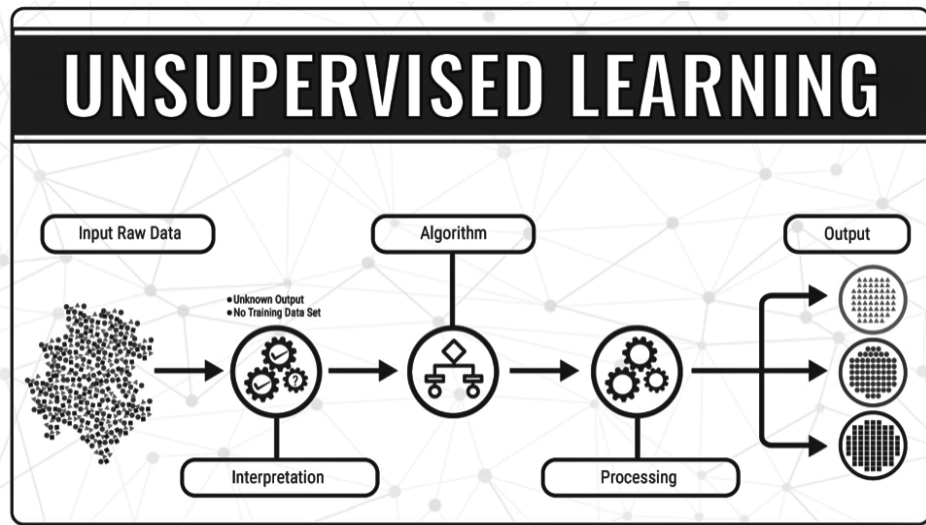
Εικόνα 13: Επιβλεπόμενη Μάθηση [39]

- **Μη επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning):**

Ο αλγόριθμος μάθησης, δίχως της κατοχή κάποιας εμπειρίας, αποσκοπεί στην εύρεση της δομής των δεδομένων εισόδου. Ονομάζεται επίσης και μάθηση από παρατήρηση, καθώς το σύστημα πρέπει από μόνο του να ανακαλύψει συσχετίσεις στο πλήθος δεδομένων του αλγορίθμου. Υποκατηγορίες της αποτελούν ο μετασχηματισμός δεδομένων και συσταδοποίηση, ενώ δημοφιλέστεροι αλγόριθμοι της αποτελούν:

- Ανάλυση κυρίων συνιστωσών (Principal Components Analysis)
- Κανονικοποίηση (Normalization)
- Ομαδοποιητής K-Means
- Ανίχνευση Ανωμαλιών (Anomaly Detection)
- Τυποποίηση (Standardization)

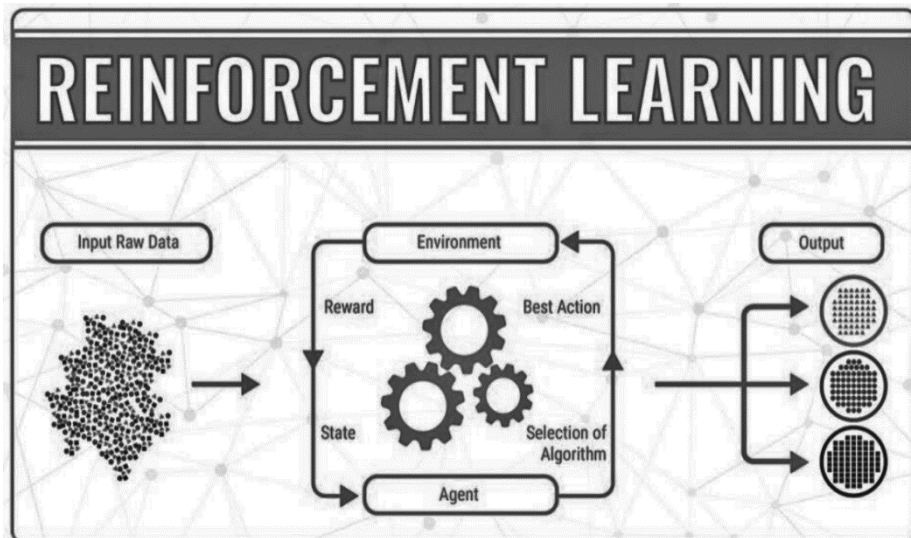
- Γραμμική διαχωριστική ανάλυση (Linear Discriminant Analysis)
- Ιεραρχική Ομαδοποίηση (Hierarchical Clustering)



Εικόνα 14: Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση [40]

- **Ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning):**

Ένα πρόγραμμα υπολογιστή αλληλεπιδρά με ένα δυναμικό περιβάλλον, στο οποίο πρέπει να επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος στόχος, χωρίς κάποιος δάσκαλος να του λέει ρητά αν έχει φτάσει κοντά στον στόχο του.



Εικόνα 15: Ενισχυτική Μάθηση [41]

2.7 Βαθιά Μάθηση

Η Βαθιά Μάθηση αφορά την εκμάθηση γνώσης με μια μορφή πολλαπλών επιπέδων αναπαράστασης και αφαίρεσης, για τη δημιουργία πληροφοριών υψηλότερου επιπέδου από πληροφορίες χαμηλότερου επιπέδου. Πρακτικά, η γνώση που αποκτάται από τη Βαθιά Μάθηση είναι αποτέλεσμα μιας ιεραρχίας πολλαπλών επιπέδων αφαιρέσεων και αναπαραστάσεων, χωρίς να υπάρχει σαφής ένδειξη της σημασιολογίας των αφαιρέσεων και των αναπαραστάσεων, ούτε διευκρίνιση του βάθους της γνώσης που αποκτάται από τη Βαθιά Μάθηση [42].

Η ίδια αποτελεί τμήμα της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence) και πιο συγκεκριμένα υποσύνολο της Μηχανικής Μάθησης. Διαφοροποιείται από άλλους τύπους Μηχανικής Μάθησης με βάση τον τρόπο με τον οποίο μαθαίνει ο αλγόριθμος και με το πλήθος των δεδομένων που ο ίδιος χρησιμοποιεί. Κατά την διαδικασία ανάπτυξης της, η Βαθιά Μάθηση απαιτεί μεγάλα σύνολα δεδομένων, ωστόσο χρειάζεται ελάχιστη χειροκίνητη ανθρώπινη παρέμβαση. Προορίζεται να μιμηθεί τη δομή ενός ανθρώπινου εγκεφάλου, με πολύπλοκα, πολυεπίπεδα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, στα οποία μεταφέρονται τα δεδομένα μέσω καναλιών σύνδεσης.

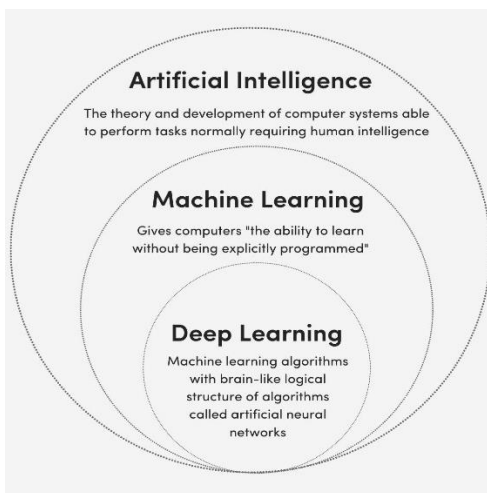
Ουσιαστικά, προέκταση της Βαθιάς Μάθησης, αποτελεί η χρήση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων, με σκοπό την εκμάθηση χρήσιμων αναπαραστάσεων των χαρακτηριστικών, κατευθείαν από τα δεδομένα. Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, συνδυάζουν πολυεπίπεδα μη γραμμικά στρώματα επεξεργασίας, χρησιμοποιώντας απλά στοιχεία, που λειτουργούν παράλληλα και εμπνέονται από τα βιολογικά νευρικά συστήματα. Έτσι, τα σύγχρονα πλέον μοντέλα Βαθιάς Μάθησης, αναπτύσσοντας την παραπάνω λογική, επιτύχουν υψηλή ακρίβεια, υπερβαίνοντας πολλές φορές τις επιδόσεις ανθρώπινου επιπέδου.

2.8 Διαχωρισμός Εννοιών

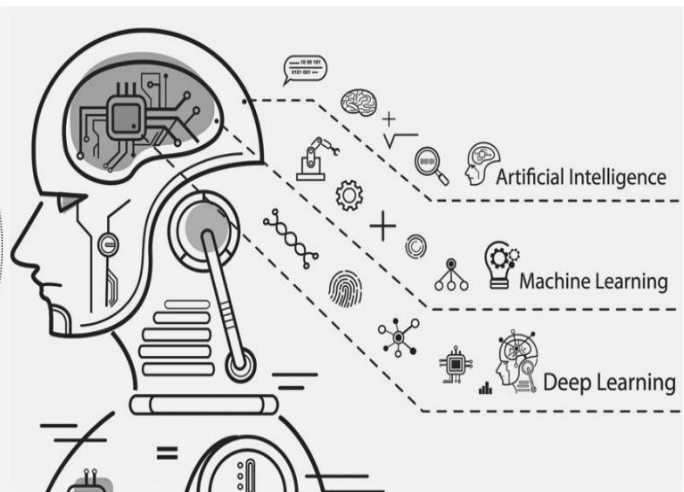
Για την κατανόηση των εννοιών και την αποσαφήνιση των διαφορών μεταξύ Τεχνητής Νοημοσύνης, Μηχανικής Μάθησης και Βαθιάς Μάθησης, θεωρούμε την ύπαρξη διαβαθμίσεων, καθεμία από τις οποίες αποτελεί συστατικό του προηγούμενου όρου. Η Τεχνητή Νοημοσύνη είναι ο γενικός όρος, που περιλαμβάνει τη Μηχανική Μάθηση, ενώ η Βαθιά Μάθηση αποτελεί έναν από τους τύπους Μηχανικής Μάθησης.

Η Τεχνητή Νοημοσύνη, η Μηχανική Μάθηση και η Βαθιά Μάθηση αποτελούν μέρος του ίδιου θέματος, ωστόσο κρίνεται σημαντική η κατανόηση των διακριτών τους διαφορών, για την αποσαφήνιση της λειτουργίας τους. Σε γενικό πλαίσιο:

- Η Τεχνητή Νοημοσύνη είναι ο γενικός όρος, ο οποίος περιλαμβάνει αλγόριθμους που εξετάζουν δεδομένα για να βρουν μοτίβα και λύσεις. Η ίδια μοιάζει με την ανθρώπινη ικανότητα επίλυσης σύνθετων προβλημάτων.
- Η Μηχανική Μάθηση είναι ένας τύπος Τεχνητής Νοημοσύνης, που χρησιμοποιεί δεδομένα και έναν αλγόριθμο για να λύσει ένα ή περισσότερα προβλήματα.
- Η Βαθιά Μάθηση είναι ένας προηγμένος τύπος Μηχανικής Μάθησης, που χρησιμοποιεί Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, για να μάθει και να κάνει προβλέψεις, χρησιμοποιώντας μη δομημένα δεδομένα.



Εικόνα 16: Εμφώλευση Εννοιών [43]



Εικόνα 17: Διαχωρισμός Εννοιών [44]

2.9 Μηχανική Όραση

Η Μηχανική Όραση αποτελεί επιστημονικό πεδίο της Τεχνητής Νοημοσύνης, το οποίο επιχειρεί να αναπαράγει αλγοριθμικά την αίσθηση της όρασης, κατανοώντας και αυτοματοποιώντας λειτουργίες του ανθρώπινου οπτικού συστήματος. Σε γενικότερο πλαίσιο, η Μηχανική Όραση θεωρείται άρρηκτα συνδεδεμένη με τους τομείς της Επεξεργασίας Εικόνας, της Μηχανικής Μάθησης και της Αναγνώρισης Προτύπων, ενώ θα μπορούσε κατηγοριοποιηθεί ως υποπεδίο αυτών.

Ψηφιακές φωτογραφίες, βίντεο και σαρωτές αποτελούν πληροφορίες εισόδου στον τομέα της Μηχανικής Όρασης. Οι εικόνες αυτές μπορεί να είναι δυσδιάστατες ή τρισδιάστατες και οι τιμές των pixel τους μπορεί να αντιστοιχούν στην ένταση του φωτός, ανάλογα με τη φασματική ζώνη της εικόνας (έγχρωμη ή ασπρόμαυρη), όπως επίσης και σε φυσικά μεγέθη, όπως το βάθος, την απορρόφηση και την ανάκληση ηχητικών ή ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων. Μετά τη σύλληψη της εικόνας από τη συσκευή και την απόκτηση της πληροφορίας εισόδου, εξελίσσεται μια σειρά διαδικασιών που χαρακτηρίζεται από: [45]

- **την προεπεξεργασία της εικόνας:** πραγματοποιείται για την εξαγωγή των απαραίτητων πληροφοριών την εικόνας. Περιλαμβάνει την μείωση θορύβου της εικόνας, την αύξηση της αντίθεσης και την κλιμάκωση των διαστάσεων της.
- **την εξαγωγή χαρακτηριστικών:** αφορά την ανίχνευση χαρακτηριστικών της εικόνας, στοχεύοντας τον διαχωρισμό των αντικειμένων από το υπόβαθρο ή μεταξύ τους.
- **την κατάτμηση εικόνας και εντοπισμό:** περιλαμβάνει τη διαλογή των περιοχών που θα χρησιμοποιηθούν για περαιτέρω επεξεργασία, ανάλογα με το πρόβλημα που ζητείται να επιλυθεί. Επιτυγχάνεται με κατάτμηση της εικόνας, με σκοπό την αφαίρεση περιοχών, που εμφανίζουν το λιγότερο ενδιαφέρον.
- **την επεξεργασία υψηλού επιπέδου:** το παραγόμενο πλήθος δεδομένων που περιέχει τα σημεία προς αναγνώριση, τίθεται προς επαλήθευση. Ακολουθεί η εκτίμηση παραμέτρων θέσης ή μεγέθους του αντικειμένου και η ταξινόμηση του βάσει ανάλογων μεθόδων.
- **την λήψη αποφάσεων:** περιλαμβάνει το σύνολο των εξαγόμενων αποτελεσμάτων και συμπερασμάτων, για τον καθορισμό ενεργειών

Τα σύγχρονα δεδομένα καθιστούν την Μηχανική Όραση ως απαραίτητο συστατικό πολλών αλγορίθμων. Οι τελέσφορες λύσεις απαιτούν αλγορίθμους, που αντεπεξέρχονται σε τεράστιο όγκο οπτικών πληροφοριών, με στόχο την πραγματοποίηση υπολογισμών σε πραγματικό χρόνο. Για τους σκοπούς αυτούς, συχνή αποτελεί η χρήση της Μηχανικής Όρασης σε εφαρμογές ταξινόμησης εικόνας, οπτικής ανίχνευσης αντικειμένων, ανάκτησης εικόνας, τρισδιάστατης ανακατασκευής σκηνής κ.α..

2.10 Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας

Μια ψηφιακή εικόνα αποτελείται από έναν πεπερασμένο πλήθος εικονοστοιχείων (pixel), καθένα από τα οποία έχει μια συγκεκριμένη θέση και τιμή. Σε αντίθεση με τους ανθρώπους, που περιορίζονται στην οπτική ζώνη του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, οι μηχανές απεικόνισης καλύπτουν σχεδόν ολόκληρο το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα. Έτσι, η Ψηφιακή Επεξεργασία, αναγνωρίζοντας την πληροφορία του εκάστοτε εικονοστοιχείου, βρίσκει εφαρμογές σε ένα ευρύ και ποικίλο πεδίο, όπου η ερμηνεία εικόνων κρίνεται απαραίτητη.

Εξ ορισμού, η Επεξεργασία Εικόνας, περιλαμβάνει κάθε μορφή αλγοριθμικής επεξεργασίας, ανάλυσης και χειρισμού ψηφιακών δεδομένων εικόνας ή βίντεο. Στον τομέα αυτό, οι είσοδοι όσο και οι έξοδοι των

υπολογισμών, αποτελούν δεδομένα εικόνας ή βίντεο, σε μορφή έγχρωμη, ασπρόμαυρη ή αποχρώσεων του γκριζου. Η χρήση των εν λόγω δεδομένων, αποτελεί κύρια ασχολία του κλάδου, για την βελτίωση των χαρακτηριστικών ιδιοτήτων της εικόνας, όσο και στην εξαγωγή πληροφοριών από αυτή. Στόχοι της Επεξεργασίας Εικόνας αποτελούν η βελτίωση ποιότητας, η αποκατάσταση εικόνας, η αφαίρεση θορύβου, η συμπίεση, η αποθήκευση και η μετάδοση της εικόνας [46].

Οι διάφορες κατηγοριοποιήσεις της Ψηφιακής Επεξεργασίας Εικόνας ποικίλουν. Σε γενικότερο όμως πλαίσιο, οι λειτουργίες Ψηφιακής Επεξεργασίας Εικόνων περιλαμβάνουν: [47] [48]

1. Διόρθωση εικόνας και αποκατάσταση

Διόρθωση παραμορφώσεων που πιθανότατα να προέρχονται από την διαδικασία απόκτησης δεδομένων, λόγω των χαρακτηριστικών του αισθητήρα που χρησιμοποιήθηκε. Οι διαδικασίες αυτές έπονται του χειρισμού και της ανάλυσης δεδομένων, για την εξαγωγή πληροφορίας.

2. Βελτίωση εικόνας

Βελτίωση οπτικής διάκρισης μεταξύ των χαρακτηριστικών της εικόνας. Στοχεύει στη διαμόρφωση νέων εικόνων, προερχόμενων από τα αρχικά δεδομένα απεικόνισης, ώστε να καταγράψουν πιο αποτελεσματικά τα δεδομένα και να αυξηθούν οι ερμηνεύσιμες πληροφορίες.

3. Ταξινόμηση εικόνας

Επέκταση της οπτικής ερμηνείας εικόνων για την αναγνώριση προτύπων. Περιλαμβάνει την ανάλυση πολυφασματικών δεδομένων και την εφαρμογή κανόνων απόφασης, για τον καθαρισμό εδαφικών καλύψεων. Σκοπός της διαδικασίας αποτελεί η κατηγοριοποίηση των εικονοστοιχείων σε μια από τις θεματικές κατηγορίες. Τα κατηγοριοποιημένα pixels χρησιμοποιούνται για την παραγωγή θεματικών χαρτών κάλυψης γης και στην εξαγωγή στατιστικών τους.

4. Συγχώνευση δεδομένων

Στοχεύει στον συνδυασμό δεδομένων εικόνας, για μια δεδομένη γεωγραφική περιοχή, με άλλα σετ δεδομένων, τα οποία σχετίζονται με την ίδια περιοχή. Τα άλλα σετ δεδομένων, μπορεί να αποτελούνται από δεδομένα τηλεπισκοπικών απεικονίσεων άλλης ημερομηνίας, από τον ίδιο αισθητήρα ή πιθανότατα από κάποιο άλλο σύστημα τηλεπισκόπησης.

2.11 Εξόρυξη Δεδομένων

Η Εξόρυξη δεδομένων (Data Mining) αφορά τη διαδικασία αυτόματης ανακάλυψης χρήσιμων πληροφοριών μέσα από μεγάλα σύνολα δεδομένων [49]. Ο συνηθέστερος ορισμός της, χαρακτηρίζει την Εξόρυξη Δεδομένων ως την ανάλυση παρατηρούμενων συνόλων δεδομένων, έτσι ώστε να βρεθούν μη παρατηρηθείσες σχέσεις και να συνοψιστούν τα δεδομένα με τρόπους οι οποίοι να είναι κατανοητοί και χρήσιμοι στον κάτοχο των δεδομένων [50]. Η ίδια αφορά την αποθήκευση, συλλογή και επεξεργασία ενός όγκου πληροφοριών, με απώτερο σκοπό την διαχείριση της, για την εξαγωγή της απαραίτητης γνώσης και την αποτελεσματική της αξιοποίηση.

Πρόκειται για συναφές κομμάτι της Ανακάλυψης Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων (Knowledge Discovery in Databases - KDD), η οποία περιλαμβάνει τη διαδικασία μετατροπής ακατέργαστων δεδομένων σε αξιοποιήσιμες πληροφορίες, εκτελώντας προεπεξεργασία δεδομένων (preprocessing), Εξόρυξη Δεδομένων και μεταγενέστερη επεξεργασία αυτών (postprocessing). Παρόλο που η Ανακάλυψη Γνώσης από Βάσεις Δεδομένων αποτελεί καθορισμένη σε στάδια διαδικασία, έχει επικρατήσει ο όρος Εξόρυξη Δεδομένων για όλα τα στάδια της. Αυτή καθ αυτή, η διαδικασία διαρθρώνεται ως εξής:

- 1. Συλλογή Δεδομένων (Data Collection):** επιλογή δεδομένων από διάφορες ετερογενείς πηγές
- 2. Προ-επεξεργασία (Preprocessing):** έλεγχο για ελλιπείς τιμές ή ελλείψεις δεδομένων, εξάλειψη θορύβου κ.α.
- 3. Μετασχηματισμός (Transformation):** μετατροπή ετερογενών δεδομένων σε κοινή μορφή, κατάλληλη για επεξεργασία
- 4. Εξόρυξη δεδομένων (Data mining):** εφαρμογή αλγορίθμων για την παραγωγή ενός μοντέλου-προτύπου
- 5. Διερμηνεία/Αξιολόγηση (Interpretation/Evaluation):** παρουσίαση αποτελεσμάτων και αξιολόγηση αυτών



Εικόνα 18: Εξόρυξη Δεδομένων [51]

Η επεξεργασία ενός μεγάλου όγκου δεδομένων, στοχεύει στην ανακάλυψη κρυμμένης γνώσης και πληροφορίας, η οποία προέρχεται από συσχετίσεις, αλληλεξαρτήσεις, ομαδοποιήσεις ή κανόνες μεταξύ των δεδομένων, βάσει των παραπάνω διαδικασιών. Έτσι η Εξόρυξη Δεδομένων αναπτύσσει ένα σύνολο μοντέλων, οδηγώντας κάθε φορά στο επιθυμητό αποτέλεσμα. Το μοντέλο αυτό, δημιουργείται εφαρμόζοντας έναν αλγόριθμο και αποτελεί ένα σύνολο από δεδομένα, στατιστικά και πρότυπα, τα οποία αν εφαρμοστούν σε νέα δεδομένα προκύπτουν προβλέψεις και συμπεράσματα, που αφορούν σχέσεις μεταξύ των χαρακτηριστικών τους.

Συνεπώς, τα μοντέλα που εξάγονται κατά την διαδικασία της εξόρυξης δεδομένων και είναι υπεύθυνα για την εκτέλεση της διαδικασίας, διαχωρίζονται τελικά στις παρακάτω κατηγορίες:

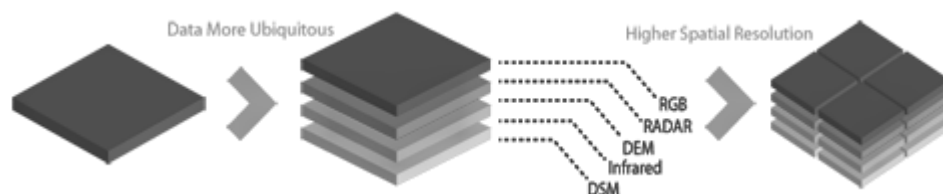
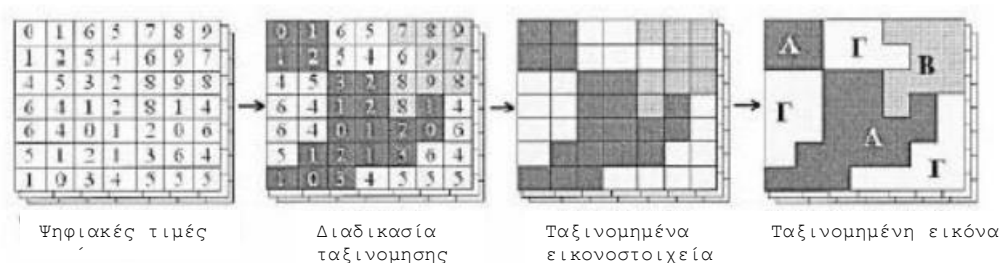
- **Μοντέλα πρόβλεψης (predictive):** στόχος τους αποτελεί η πρόβλεψη τιμών για ένα συγκεκριμένο χαρακτηριστικό που παρουσιάζει ενδιαφέρον και που πιθανώς οι τιμές του βασίζονται στην συμπεριφορά άλλων χαρακτηριστικών.
- **Περιγραφικά μοντέλα (descriptive):** εντοπίζουν πρότυπα που υπάρχουν στα δεδομένα και μελετούν τις ιδιότητες τους, με σκοπό να αξιολογηθεί η συμπεριφορά τους.

Κεφάλαιο 3: Μεθοδολογική Προσέγγιση

Στο κεφάλαιο αυτό, παρουσιάζονται μεθοδολογίες που αποτέλεσαν γνώμονα για την μετέπειτα σχεδίαση και υλοποίηση της διπλωματικής εργασίας. Οι μεθοδολογίες αυτές αφορούν την επεξεργασία των δεδομένων εικόνας, βάσει της ταξινόμησης και την ανάλυση λειτουργίας των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν.

3.1 Ταξινόμηση Πολυφασματικής Εικόνας

Η ταξινόμηση στοχεύει στην ομαδοποίηση εικονοστοιχείων σε ένα πλήθος φασματικών ομάδων, οι οποίες κατά κανόνα, μετά την εφαρμογή ταξινόμησης, αποδίδονται σε συγκεκριμένες κατηγορίες κάλυψης γης, οδηγώντας στη δημιουργία θεματικών χαρτών και την εξαγωγή στατιστικών [52]. Αποτελεί προϋπόθεση για την οπτική ερμηνεία εικόνων και την αυτοματοποίηση της αναγνώρισης χαρακτηριστικών. Περιλαμβάνει την επεξεργασία δεδομένων πολυφασματικής φύσης και την εφαρμογή κανόνων απόφασης, για τον προσδιορισμό της ταυτότητας εδαφικής κάλυψης. Στόχος της διαδικασίας αποτελεί η κατηγοριοποίηση των εικονοστοιχείων σε μια από τις διάφορες θεματικές κατηγορίες, ώστε το κάθε pixel να χαρακτηρίζεται χωρικά από μία μόνο αριθμητική τιμή, η οποία αντιστοιχεί ακριβώς σε κάποια κάλυψη γης.



Εικόνα 19: Χωρική Ανάλυση [53]

Ενδεχομένως, κατά την διαδικασία της ταξινόμησης πολλών τύπων παράγοντες μπορούν να ληφθούν υπόψη. Σε πρώτο στάδιο, ο διαχωρισμός, μπορεί να καθοριστεί βάσει του είδους ταξινομητών, που χρησιμοποιούνται για τον προσδιορισμό θεματικών κλάσεων. Η κατηγορία αυτή, περιλαμβάνει:

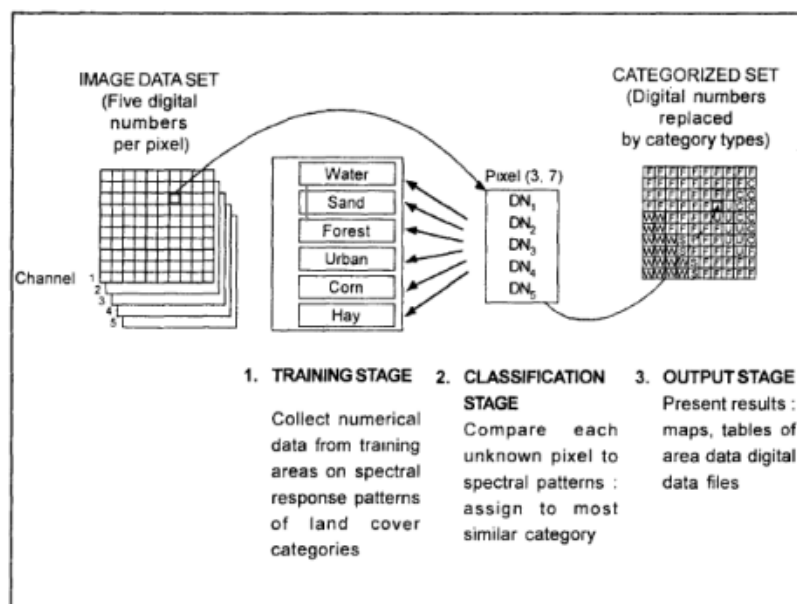
- **ταξινομητές φάσματος**, οι οποίοι διαχειρίζονται το εκάστοτε pixel, ως απομονωμένο αντικείμενο και τα ομαδοποιούν στις προκαθορισμένες ή όχι θεματικές κατηγορίες βάσει των φασματικών χαρακτηριστικών τους
- **γεωμετρικούς ταξινομητές χώρου**, οι οποίοι υποδιαιρούν την εικόνα σε περιοχές και εξετάζουν τις χωρικές σχέσεις μεταξύ των pixels, εντοπίζοντας ομάδες από αυτά στις οποίες συμπεριφέρονται ως αντικείμενα.

Σε δεύτερο στάδιο, οι μέθοδοι πολυφασματικής ταξινόμησης, μπορούν να χωριστούν σε δύο βασικές κατηγορίες, των οποίων η ανάλυση ακολουθεί.

- **Επιβλεπόμενη ταξινόμηση**

Ο χρήστης καθορίζει πάνω στην εικόνα περιοχές εκπαίδευσης (training fields), η κάθε μια από τις οποίες είναι γνωστό σε ποιά τάξη ανήκει, οπότε, με βάση τις φασματικές υπογραφές των συμπεριλαμβανόμενων εικονοστοιχείων, προσδιορίζεται η αντίστοιχη περιοχή ομαδοποίησης στο φασματικό χώρο. Στη συνέχεια, το κάθε εικονοστοιχείο που δεν ανήκει σε περιοχή εκπαίδευσης, εντάσσεται σε μια τάξη με βάση τη φασματική του υπογραφή και τη θέση αυτής ως προς τις περιοχές ομαδοποίησης. Πιο συγκεκριμένα, τα στάδια ανάπτυξής της είναι:

1. Προσδιορισμός των κλάσεων κάλυψης γης που θα χωριστεί η εικόνα
2. Εντοπισμός χωρικά δειγματολογικών περιοχών από κάθε κάλυψη γης
3. Εξαγωγή φασματικής υπογραφής κάθε κατηγορίας κάλυψης γης, η οποία ορίστηκε εξ' αρχής από τις δειγματοληπτικές περιοχές που επιλέχθηκαν για την κατηγορία αυτή
4. Ταξινόμηση κάθε pixel της εικόνας, βάσει αλγορίθμου, σε μία από τις κατηγορίες κάλυψης γης



Εικόνα 20: Επιβλεπόμενη Ταξινόμηση [54]

- **Μη επιβλεπόμενη ταξινόμηση**

Ο ίδιος ο αλγόριθμος προσδιορίζει τις περιοχές ομαδοποίησης και με βάση αυτές, κατατάσσει τα εικονοστοιχεία στις διάφορες τάξεις. Η όλη διαδικασία διεκπεραιώνεται εντελώς αυτοματοποιημένα, χωρίς την παρέμβαση του χρήστη. Το τελικό αποτέλεσμα είναι ο χωρισμός των εικονοστοιχείων σε τάξεις, για τις οποίες δεν είναι γνωστό σε τι είδους γεωλογική ή φυσικογεωγραφική ενότητα ανήκουν.

Πιο συγκεκριμένα, τα στάδια ανάπτυξης της είναι:

1. Προσδιορισμός κλάσεων κάλυψης γης που θα χωριστεί η εικόνα
2. Εφαρμογή μεθόδου, βάσει της οποίας μέσω αλγορίθμου, η εικόνα ταξινομείται σε ομάδες, χωρίς όμως να είναι γνωστό σε ποια κατηγορία κάλυψης γης αντιστοιχεί κάθε ταξινομημένη ομάδα.
3. Ο χρήστης, με το πέρας της ταξινόμησης, ορίζει τι αντιπροσωπεύει κάθε ομάδα ως προς τις καλύψεις γης που υπάρχουν στη συγκεκριμένη περιοχή

3.2 Συνδυαστικοί Ταξινομητές

Τα τελευταία χρόνια, για τους σκοπούς της πολυφασματικής ταξινόμησης, έχει αναπτυχθεί ένα υβριδικό είδος αλγορίθμων, οι οποίοι ονομάζονται συνδυαστικοί. Βάση της έννοιας αποτελεί η δημιουργία ενός εκτιμητικού μοντέλου, με την συνένωση πολλαπλών όμοιων ή ανόμοιων μεταξύ τους μοντέλων. Τα συνδυαστικά αυτά μοντέλα που προκύπτουν από τις εν λόγω διαδικασίες εκπαίδευσης, ξεπερνούν σε απόδοση κάθε ένα από τα μοντέλα από τα οποία προέρχονται και είναι ακόμη σταθερότερα και αποτελεσματικότερα έναντι στο θόρυβο και στη φασματική διακύμανση των δεδομένων εκπαίδευσης.

Στοχεύοντας σε υψηλά ποσοστά απόδοσης, στα πλαίσια ανάπτυξης της παρούσας διπλωματικής εργασίας, γίνεται ανάλυση και εφαρμογή των συνδυαστικών αλγορίθμων Τυχαία Δάση και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, η ανάπτυξη των οποίων ακολουθεί παρακάτω.

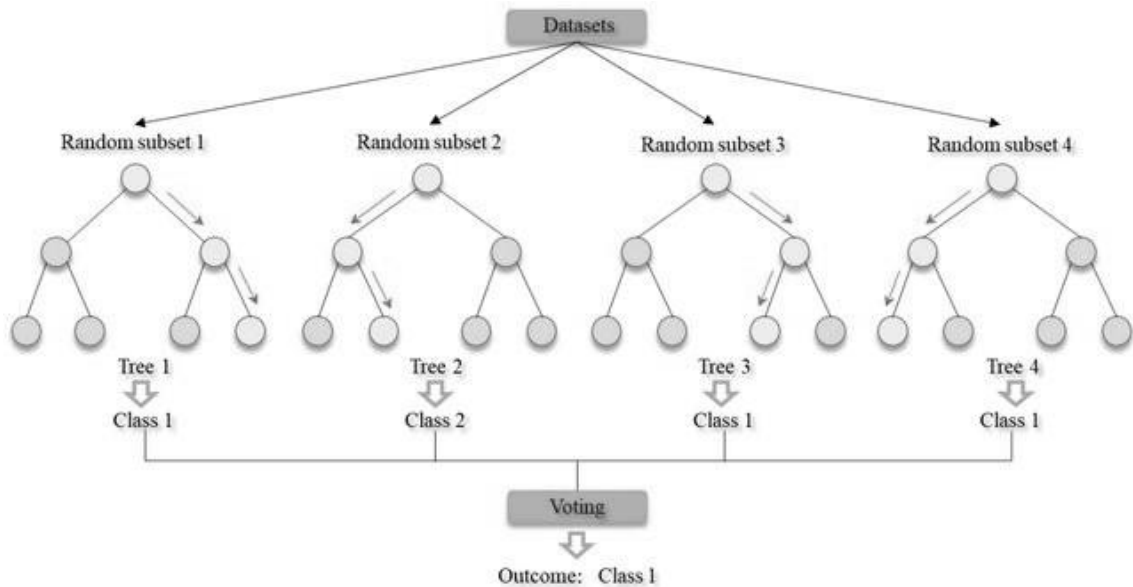
3.2.1 Τυχαία Δάση

Ο ταξινομητής Random Forest, αποτελεί έναν από τους γνωστότερους ομοιογενής ταξινομητές, ο οποίος χρησιμοποιεί πολλαπλά, ασυσχέτιστα μεταξύ τους δέντρα αποφάσεων, για να πραγματοποιήσει μία εκτίμηση [55]. Ανήκει στους συνδυαστικούς ταξινομητές, ως υβριδική μέθοδο, καθώς χρησιμοποιεί μια κλασική μέθοδο κατηγοριοποίησης πολλές φορές, εν προκειμένω να ενισχύσει την αποτελεσματικότητα της συνολικής μεθόδου. Κύρια ιδέα πίσω από το μοντέλο Random Forest, αποτελεί η μείωση της συσχέτισης μεταξύ των ταξινομητών που το απαρτίζουν και του φαινομένου *overfitting*, που προκαλεί την προσαρμογή του μοντέλου στον θόρυβο που υπάρχει στα δεδομένα.

Αναλυτικότερα, η μέθοδος Random Forest, προερχόμενη από τον Breiman, είναι μια τεχνική εκμάθησης για ταξινόμηση, η οποία πρακτικά, κατασκευάζει ένα πλήθος δέντρων αποφάσεων και έχει ως απόκριση την κλάση που παρουσιάζεται συχνότερα ως απόκριση των επί μέρους δέντρων αποφάσεων. Ο ίδιος, αποτελείται από ένα μεγάλο αριθμό μεμονωμένων δένδρων λήψης αποφάσεων που απαρτίζουν ένα γενικότερο δάσος, λειτουργεί ώστε κάθε τέτοιο δέντρο, να καταλήγει σε μια ταξική πρόβλεψη. Έτσι, η τάξη με τις περισσότερες ψήφους εξάγεται ως μοντέλο πρόβλεψης.

Σύμφωνα με την προσέγγιση του Breimann [56], το κάθε δέντρο παράγεται με βάση ένα διαφορετικό, επιλεγμένο τυχαία, διάλυμα – υποσύνολο χαρακτηριστικών του συνόλου δεδομένων. Ορίζεται N , ο αριθμός των περιπτώσεων (objects ή cases) του συνόλου εκπαίδευσης (training set) και M , ο αριθμός των μεταβλητών-χαρακτηριστικών (input variables). Νέα σύνολα εκπαίδευσης, ίδιου μεγέθους, δημιουργούνται με τεχνικές εμφωλίας (bagging) για δειγματοληψία με επανατοποθέτηση και κατασκευή κάθε ξεχωριστού κατηγοριοποιητή. Έτσι, για κάθε δέντρο επιλέγονται τυχαία με εναπόθεση (with replacement) – bootstrap sampling N αντικείμενα από το πλήθος δεδομένων, ώστε οι

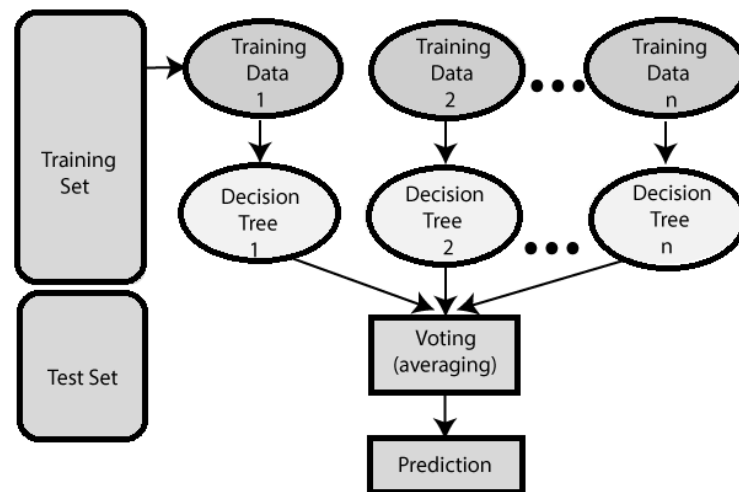
περιπτώσεις αυτές να αποτελέσουν το σύνολο εκπαίδευσης (training set) για κάθε δέντρο. Η κατασκευή των δέντρων απόφασης πραγματοποιείται ώστε κάθε δέντρο να αναπτύσσεται στον μεγαλύτερο δυνατό βαθμό, χωρίς την χρήση κλαδέματος. Συνολικά λοιπόν, ένα τυχαίο δάσος, για την κατηγοριοποίηση των μελλοντικών δεδομένων, συνδυάζει τις ψήφους όλων των δέντρων απόφασης που έχουν κατασκευαστεί.



Διάγραμμα 2: Τυχαία Δάση [57]

Πιο συγκεκριμένα, τμηματοποιώντας τον αλγόριθμο σε βήματα, κάθε δέντρο αναπτύσσεται: [58]

1. Έστω N ο αριθμός των περιπτώσεων εκπαίδευσης (objects ή cases) και M ο αριθμός των μεταβλητών-χαρακτηριστικών (input variables) στον ταξινομητή.
2. Ο αριθμός m των μεταβλητών εισόδου χρησιμοποιείται για να παρθεί απόφαση σε ένα κόμβο του δέντρου. $m \ll M$
3. Επιλέγουμε ένα σετ εκπαίδευσης για το δέντρο διαλέγοντας n φορές με αντικατάσταση από όλες τις N διαθέσιμες περιπτώσεις εκπαίδευσης (bootstrap). Χρησιμοποιώντας τις υπόλοιπες υποθέσεις υπολογίζουμε το σφάλμα του δέντρου, προβλέποντας τις κλάσεις του.
4. Για κάθε κόμβο στο δέντρο επιλέγουμε τυχαία m μεταβλητές, στις οποίες στηρίζουμε την απόφαση του κόμβου. Υπολογίζουμε τον καλύτερο δυνατό διαχωρισμό βασισμένο στις m μεταβλητές του σετ εκπαίδευσης.
5. Κάθε δέντρο αναπτύσσεται πλήρως χωρίς κλάδεμα.



Διάγραμμα 3: Διαδικασία εκπαίδευσης με Τυχαία Δάση [59]

Η αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου βασίζεται σε δύο παράγοντες:

- **στην επιρροή του κάθε δέντρου**, η οποία σχετίζεται με το ολικό σφάλμα του (ένα δέντρο με χαμηλό σφάλμα επηρεάζει θετικά τον ρυθμό σφάλματος του δάσους)
- **στην συσχέτιση μεταξύ δύο δέντρων**, η οποία είναι ανάλογη του ρυθμού σφάλματος και σχετίζεται με την ομοιότητα των δέντρων όσον αφορά την κατασκευή τους

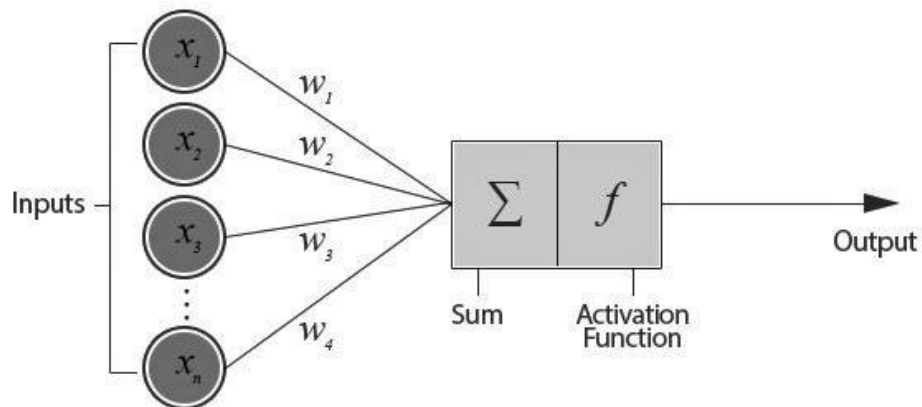
Βασικά χαρακτηριστικά της μεθόδου των Τυχαίων Δασών αποτελούν:

- Μεγάλη ακρίβεια μεταξύ των τρεχόντων αλγορίθμων
- Αποτελεσματικότητα σε μεγάλα πλήθη δεδομένων
- Χειρισμός πολλαπλών μεταβλητών εισόδου χωρίς διαγραφή
- Εκτίμηση της σημασίας των μεταβλητών
- Αμερόληπτη εκτίμηση του σφάλματος γενίκευσης
- Εκτίμηση ελλειπόντων δεδομένων και διατήρηση της ακρίβειας
- Αντιστάθμιση σφαλμάτων στο πλήθος δεδομένων που δεν έχουν ισοσταθμιστεί
- Αποθήκευση παραγόμενων δασών για μελλοντική χρήση σε άλλα δεδομένα

3.2.2 Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks) [32] συνιστά απόπειρα προσέγγισης της διαδικασίας της ανθρώπινης μάθησης, βάσει του ανθρώπινου νευρικού συστήματος. Η βασική μονάδα δόμησης ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου είναι ο νευρώνας. Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο απαρτίζεται από ένα πλήθος τέτοιων νευρώνων, οι οποίοι συνάπτονται μεταξύ τους αλλά και συγκεντρώνονται σε επίπεδα, με απώτερο σκοπό την αναπαραγωγή της νευρικής λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου.

Τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα επεξεργάζονται πληροφορίες ανταποκρινόμενα δυναμικά σε εξωτερικά ερεθίσματα (εισόδους). Ένας νευρώνας δέχεται ως είσοδο πληροφορία και τη μετασχηματίζει μέσω μιας συνάρτησης ενεργοποίησης (activation function). Πιο συγκεκριμένα, τις πιο γνωστές συναρτήσεις ενεργοποίησης αποτελούν:



Εικόνα 21: Λειτουργία νευρώνα [60]

- Η σιγμοειδής συνάρτηση (sigmoid function):

$$\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

- Η υπερβολική εφαπτομένη (tanh function):

$$\varphi(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$$

- Η συνάρτηση Softmax:

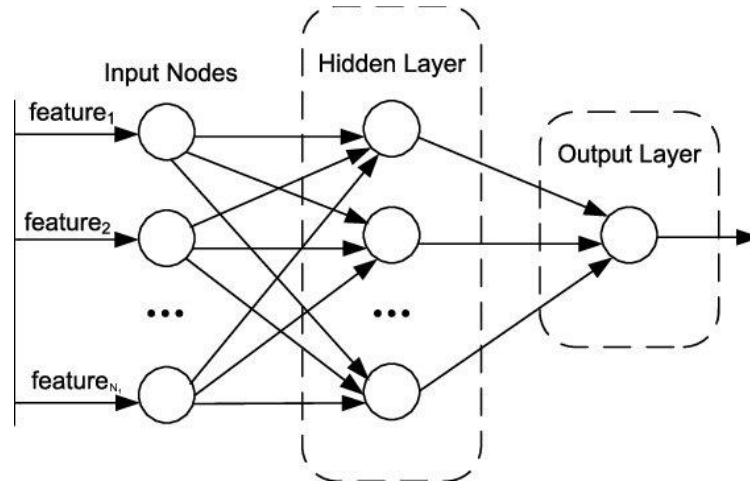
$$\varphi(x) = \frac{e^{x_j}}{\sum_{k=1}^K e^{x_k}},$$

όπου K ο αριθμός των νευρώνων του επιπέδου εξόδου

- Η συνάρτηση ReLu:

$$\varphi(x) = \max(x, 0)$$

Ένα Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο απαρτίζεται από ένα πλήθος νευρώνων, οι οποίοι συνδέονται μεταξύ τους μέσω ακμών και διατάσσονται σε επίπεδα. Το πρωταρχικό επίπεδο ονομάζεται επίπεδο εισόδου και παριστάνει ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών ενός προτύπου, διανέμοντας ένα νευρώνα σε κάθε χαρακτηριστικό. Το τελευταίο επίπεδο αποτελεί το επίπεδο εξόδου, η έξοδος του οποίου αποδίδει και το αποτέλεσμα της πρόβλεψης. Κάθε ακμή του νευρωνικού δικτύου αντιστοιχίζεται με ένα βάρος, το σύνολο των οποίων αποτελούν τη μνήμη του Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου. Εκτός των δύο, το επιπλέον επίπεδο μεταξύ των επιπέδων εισόδου και εξόδου, αποτελεί το κρυφό επίπεδο.



Εικόνα 22: Σχηματική αναπαράσταση της δομής ενός νευρωνικού δικτύου [61]

Κάθε τεχνητός νευρώνας απαρτίζεται από ένα πλήθος εισόδων x_i και μία μοναδική έξοδο y . Κάθε είσοδος x_i αντιστοιχίζεται σε ένα βάρος w_i και τα αποτελέσματα αθροίζονται μέσω της συνάρτησης αθροίσματος F .

$$F = \sum_i^n x_i w_i$$

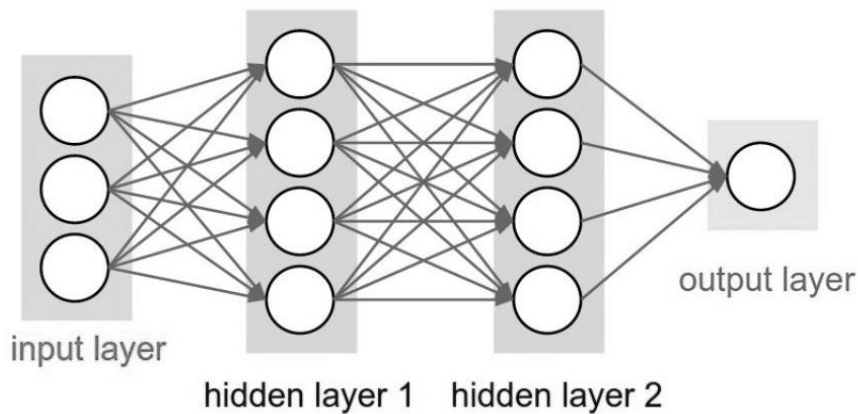
Η έξοδος του τεχνητού νευρώνα αποδίδεται μέσω της συνάρτησης μετάβασης (transfer function), η οποία υπολογίζεται με το τύπο:

$$y_j = \varphi \left(\sum_{k=1}^m w_{jk} + b_j \right)$$

Στόχος του αλγορίθμου μάθησης, αποτελεί ο καθορισμός των βαρών των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων, με στόχο την μείωση του ποσοστού σφάλματος ταξινόμησης. Σύμφωνα με το πλήθος των κρυφών επιπέδων, των νευρώνων σε κάθε επίπεδο και τον τρόπο που συνδέονται οι νευρώνες μεταξύ τους, ορίζεται και επιλέγεται η κατάλληλη αρχιτεκτονική του νευρωνικού δικτύου. Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας δίνεται έμφαση σε έναν από τους βασικότερους τύπους τεχνητών νευρωνικών δικτύων, πρόσθιας τροφοδότησης με πολλαπλά επίπεδα (feed forward neural net, multiple layer perceptron MLP), του οποίου η ανάλυση ακολουθεί.

3.2.2.1 Νευρωνικά Δίκτυα Πολλαπλών Επιπέδων

Το δίκτυο Perceptron πολλών επιπέδων (Multilayer Perceptron-MLP) αποτελεί γενίκευση του απλού νευρώνα. Ακολουθώντας τη γενική δομή ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου, αποτελείται από ένα σύνολο αισθητήρων (πηγαίοι κόμβοι), οι οποίοι με την σειρά τους δομούν το επίπεδο εισόδου, δύο και περισσότερα κρυφά επίπεδα υπολογιστικών κόμβων και ένα επίπεδο υπολογιστικών κόμβων εξόδου [62]. Η λειτουργία του δικτύου βασίζεται στο γεγονός ότι οι νευρώνες του εκάστοτε στρώματος i τροφοδοτούν αποκλειστικά τους νευρώνες του επόμενου στρώματος $i+1$ και τροφοδοτούνται αποκλειστικά από τους νευρώνες του προηγούμενου στρώματος $i-1$. Οι νευρώνες στο επίπεδο εισόδου απλά μεταφέρουν τις τιμές του διανύσματος εισόδου στους νευρώνες του επόμενου επιπέδου. Οι κρυφοί νευρώνες δίνουν την δυνατότητα εκμάθησης στο δίκτυο και εκτέλεσης πολύπλοκων διεργασιών, εξαγοντας τα κατάλληλα χαρακτηριστικά.



Εικόνα 23: Νευρωνικό Δίκτυο MLP 2 επιπέδων [63]

Πρακτικά, η εκπαίδευση ενός νευρωνικού δικτύου στοχεύει στην ανίχνευση των βαρών της εκάστοτε ακμής, τα οποία περιορίζουν το σφάλμα ανάμεσα στις πραγματικές κλάσεις και τις προβλεπόμενες. Αναλυτικότερα, η εκπαίδευση ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου επαναλαμβάνεται μέχρι την σύγκλιση του ή την ικανοποίηση κάποιου κριτηρίου τερματισμού. Βασικός τρόπος εκπαίδευσης του MLP αποτελεί ο αλγόριθμος back-propagation και τα βήματα ανάπτυξης του διαχωρίζεται ως εξής:

1. Πρόσθιο πέρασμα των δεδομένων με τυχαία αρχικά βάρη
2. Σύγκριση της πρόβλεψης με τη πραγματική κλάση
3. Υπολογισμός σφάλματος
4. Οπίσθιο πέρασμα για ανανέωση των βαρών από το επίπεδο εξόδου προς το επίπεδο εισόδου

Συνολικά, τα MLP εμφανίζουν τα εξής χαρακτηριστικά: [64] [65]

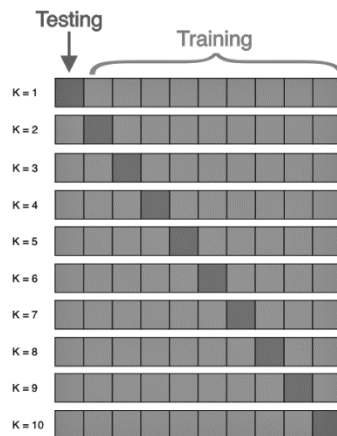
- Ανυπαρξία συνδέσεων στο ίδιο επίπεδο
- Ανυπαρξία απευθείας συνδέσεων μεταξύ εισόδου και εξόδου
- Ανεξαρτησία του πλήθους εξόδων από το πλήθος εισόδων
- Ανεξαρτησία του πλήθους των κόμβων ενός επιπέδου από τα αντίστοιχα πλήθη του προηγούμενου και του επόμενου
- Αντιστοίχιση μη γραμμικής συνάρτησης ενεργοποίησης σε κάθε κρυμμένο νευρώνα

3.3 Μέτρα Απόδοσης Ταξινομητών

3.3.1 Διασταυρωμένη επικύρωση - Cross Validation

Η διασταυρωμένη επικύρωση αποτελεί μέθοδο εκτίμησης της απόδοσης ενός ταξινομητή, η οποία επικυρώνει την ορθότητα των αποτελεσμάτων, βοηθώντας στην εξαγωγή γενικευμένων, ασφαλών συμπερασμάτων για τη συμπεριφορά του ταξινομητή σε ένα σύνολο δεδομένων [66]. Τα μέτρα απόδοσης αποδίδουν την αποτελεσματικότητα του ταξινομητή σε ένα ορισμένο πλήθος δεδομένων. Το ολοκληρωμένο όνομα της διεργασίας είναι *k-fold cross validation*, με συνηθέστερη τιμή του $k = 10$ και ονομασία *10-fold cross validation*.

Βάσει της τεχνικής αυτής, ένα πλήθος δεδομένων μεγέθους N χωρίζεται σε πρώτη φάση σε k αμοιβαίως αποκλειόμενα υποσύνολα (folds), των οποίων το μέγεθος αντιστοιχεί σε $\frac{N}{k}$. Μετά τη διαίρεση του πλήθους δεδομένων ο ταξινομητής αξιοποιεί $k - 1$ από τα υποσύνολα που προέκυψαν για την εκπαίδευση και τον υπολογισμό της απόδοσης του στο εναπομείναν υποσύνολο [67]. Έτσι, τα δεδομένα, αφού διαμοιραστούν σε σύνολα εκπαίδευσης και σύνολα αξιολόγησης, ακολουθούν μια επαναλαμβανόμενη διαδικασία, βάσει της οποίας σε κάθε επανάληψη ένα μέρος χρησιμοποιείται για αξιολόγηση και τα υπόλοιπα για εκπαίδευση του συνόλου. Στο τέλος της διαδικασίας, υπολογίζεται η μέση τιμή των αποδόσεων που υπολογίστηκαν.



Εικόνα 24: 10-fold validation [68]

3.3.2 Μήτρα Σύγχυσης - Confusion Matrix

Ο πίνακας Μήτρας Σύγχυσης ή confusion matrix, αποτελώντας μια από τις βασικότερες έννοιες της απόδοσης ταξινόμησης, αποτυπώνει τις προβλέψεις του μοντέλου έναντι των ετικετών αλήθειας. Κάθε στήλη του πίνακα, χαρακτηρίζει τις περιπτώσεις σε μια προβλεπόμενη κλάση και κάθε γραμμή χαρακτηρίζει τις περιπτώσεις μιας πραγματικής κλάσης, δίνοντας μια συνολική εικόνα των αποτελεσμάτων της κατηγοριοποίησης. Συχνά η χρήση του αποσκοπεί στην περιγραφή της απόδοσης ενός μοντέλου ταξινόμησης σε ένα σύνολο δεδομένων δοκιμής (test data), για τα οποία είναι γνωστές οι πραγματικές τιμές.

Σχηματικά, πρόκειται για τετραγωνικό πίνακα $N \times N$ διαστάσεων, όπου N ο αριθμός των κατηγοριών. Η ορθότητα μιας ταξινόμησης μπορεί να εκτιμηθεί υπολογίζοντας τον αριθμό των σωστά αναγνωρισμένων παραδειγμάτων κλάσης (αληθινά θετικά), του αριθμού των σωστά αναγνωρισμένων παραδειγμάτων, που δεν ανήκουν στην κατηγορία (αληθινά αρνητικά) και των παραδειγμάτων που είτε έχουν εκχωρηθεί εσφαλμένα στην κλάση (ψευδώς θετικά) ή που δεν αναγνωρίστηκαν ως παραδείγματα κλάσης (ψευδώς αρνητικά). [69] Με το πέρας της διαδικασίας ταξινόμησης, τα ορθώς προβλεπόμενα δεδομένα βρίσκονται πάνω στη διαγώνιο του πίνακα, ενώ σε γενικότερο πλαίσιο, η γενική δομή και τα στοιχεία του πίνακα ερμηνεύονται ως εξής:

- **True Positives:** TP είναι το σύνολο των προτύπων, τα οποία ορθά ταξινομήθηκαν στη θετική κλάση
- **True Negatives:** TN είναι το σύνολο των προτύπων, τα οποία ορθά ταξινομήθηκαν στην αρνητική κλάση
- **False Positives:** FP είναι το σύνολο των προτύπων, που λανθασμένα ταξινομήθηκαν στην θετική κλάση
- **False Negatives:** FN είναι το σύνολο των προτύπων, που λανθασμένα ταξινομήθηκαν στην αρνητική κλάση

Η μορφή του πίνακα, ανάλογα με το πλήθος των κλάσεων που εμπεριέχει, μπορεί να διακριθεί στις δυο παρακάτω κατηγορίες:

- Πίνακας σύγχυσης για δυαδικό ταξινομητή, όπου $N = 2$
- Πίνακας σύγχυσης για ταξινομητή πολλαπλών κλάσεων, όπου $N > 2$

		Predicted Class	
		Positive	Negative
Actual Class	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

(a)

		Predicted Class			
		C_1	C_2	...	C_N
Actual Class	C_1	$C_{1,1}$	FP	...	$C_{1,N}$
	C_2	FN	TP	...	FN

	C_N	$C_{N,1}$	FP	...	$C_{N,N}$

(b)

Εικόνα 25: Παραδείγματα μήτρας σύγχυσης. α) Πίνακας σύγχυσης προβλημάτων δυαδικής ταξινόμησης. β) Πίνακας σύγχυσης προβλημάτων ταξινόμησης πολλαπλών κλάσεων [70]

Συγκεντρωτικά, τα αποτελέσματα που αναπαρίστανται στον πίνακα, αποτελούν βάση για την απόδοση περαιτέρω μετρικών απόδοσης του εκάστοτε αλγορίθμου. Διαχωρίζοντας τις δύο αυτές κατηγορίες, αναπτύσσεται η μαθηματική έκφραση λοιπών μετρικών και η ερμηνεία των εννοιών αυτών.

Πίνακας 4: Μετρήσεις απόδοσης πίνακα σύγκρισης δυαδικής ταξινόμησης

Metric	Formula
Accuracy	$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
True Positive Rate (Recall)	$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$
Positive Predictive Value (Precision)	$PPV = \frac{TP}{TP + FP}$
F_1 -Score	$F_1 = 2 \cdot \frac{TPR \cdot PPV}{TPR + PPV}$

Πίνακας 5: Μετρήσεις απόδοσης πίνακα σύγκρισης πολλαπλών κλάσεων

Metric	Formula
Accuracy	$Acc(A_{reduced}) = \frac{\sum_{i=1}^N TP(C_i)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N C_{i,j}}$
Recall of Class C_i	$TPR(C_i) = \frac{TP(C_i)}{TP(C_i) + FN(C_i)}$
Precision of Class C_i	$PPV(C_i) = \frac{TP(C_i)}{TP(C_i) + FP(C_i)}$
F_1 -Score of Class C_i	$F_1(C_i) = 2 \cdot \frac{TPR(C_i) \cdot PPV(C_i)}{TPR(C_i) + PPV(C_i)}$

- **Απόδοση - Accuracy:** το ποσοστό των προτύπων τα οποία ταξινομήθηκαν στις πραγματικές τους κλάσεις, δηλαδή το πλήθος των ορθά ταξινομημένων προτύπων προς το συνολικός αριθμό των προτύπων τα οποία αποτελούν το σύνολο δεδομένων.
- **Ανάκληση - Recall:** Recall, Sensitivity, True Positive Rate ή αλλιώς πιθανότητα ανίχνευσης είναι ο λόγος των προτύπων, τα οποία ορθά ταξινομήθηκαν σε μία θετική κλάση προς το σύνολο των προτύπων των οποίων η πραγματική κλάση είναι η θετική.
- **Ακρίβεια - Precision:** Precision ή αλλιώς Positive Predictive Power είναι ο λόγος των προτύπων, τα οποία ορθά ταξινομήθηκαν στη θετική κλάση προς το σύνολο των προτύπων τα οποία ταξινομήθηκαν στην κλάση αυτή.
- **Αρμονικός Μέσος - F1 Score:** F1 Score είναι ο αρμονικός μέσος των Precision και Recall.

3.4 Σχετικές Εργασίες

Η προσέγγιση του αντικειμένου μέσω υφιστάμενων ερευνών, βασίζεται σε ένα πλήθος δημοσιευμένων μεθόδων και εργασιών, που αφορούν άμεσα τον τομέα της Γεωργίας Ακριβείας. Η εφαρμογή της παρατηρείται στις απαρχές της δεκαετίας του 1990 με πρωτοπόρες χώρες τις ΗΠΑ, Βρετανία κ.α. και χώρο εφαρμογής τις καλλιέργειες σιτηρών και αμπέλων. Στην χώρα μας, η πρώτη γνωστή εφαρμογή χαρτογράφησης παραγωγής πραγματοποιείται το 2001 σε βαμβακοκαλλιέργειες ενώ μελλοντικά, ανάλογες μέθοδοι αναπτύσσονται σε καλλιέργειες χειμερινών σιτηρών, ελαιώνες, αμπελώνες, μηλιές, ροδακινιές κ.α..

Ειδικότερα, εστιάζονται στις ανάγκες των κροκοφυτειών και τις δυνατότητες που παρέχονται από τη χρήση UAV, η μελέτη του αντικειμένου περιορίζεται στο κομμάτι εκτίμησης της υγείας των καλλιεργειών, εντοπισμού και διαχείρισης ζιζανίων και σαφέστερα στην επόπτευση της εξέλιξης και την εκτίμηση της απόδοσης τους. Σχετικές μελέτες που έχουν αναπτυχθεί κατά καιρούς, έχουν κατηγοριοποιηθεί κατάλληλα, καλύπτοντας τα τρία αυτά βασικά ζητούμενα. Οι πίνακες του Παραρτήματος Δ, συγκεντρώνουν ένα πλήθος τέτοιων μελετών, παρέχοντας πληροφορίες σχετικά με το είδος της πειραματικής καλλιέργειας, τον στόχο της έρευνας, την μέθοδο και τους αισθητήρες που χρησιμοποιήθηκαν για τους σκοπούς αυτής και τέλος το εξαγόμενο αποτέλεσμα της.

Στατιστικά, από το πλήθος των μεθόδων, που αναπτύχθηκαν στον τομέα της εκτίμησης της υγείας των φυτών, συχνότερη αποτελεί η χρήση Νευρωνικών Δικτύων, με ποσοστό που καλύπτει το 50% του συνόλου. Ανάλογα, για την διαχείριση των ζιζανίων, οι αλγόριθμοι Νευρωνικών Δικτύων και Random Forest, συναγωνίζονται επάξια με παρόμοια ποσοστά χρήσης, ενώ αναφορικά της παραγωγής, το 60% των μεθόδων, είτε αναπτύσσονται βάσει ενός εκ των δύο αλγορίθμων, είτε προκύπτουν ως συνδυασμός τους. Επικουρικά, γίνεται χρήση δεικτών βλάστησης ή ακόμα και μεθόδων παλινδρόμησης για την εξαγωγή σχετικών συμπερασμάτων σε λοιπές έρευνες.

Κεφάλαιο 4: Σχεδίαση

Το κεφάλαιο αυτό, συγκεντρώνει το πλήθος των λογισμικών που αξιοποιήθηκαν στο πλαίσιο υλοποίησης της διπλωματικής εργασίας. Βάση της σχεδίασης αποτέλεσε η επεξεργασία εικόνων μέσω των προγραμμάτων WebODM και CVAT, ενώ η ανάπτυξη κώδικα πραγματοποιήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Python, με τη χρήση ολοκληρωμένου περιβάλλοντος ανάπτυξης JetBrains PyCharm IDE και Google Colab.

4.1 Open Drone Map - WebODM

Ένα φιλικό προς το χρήστη λογισμικό εμπορικής ποιότητας, για επεξεργασία εικόνας drone και εξαγωγή χαρτών γεωαναφοράς, υψομετρικών μοντέλων, μοντέλων βλάστησης και 3D απεικονήσεων εναέριων φωτογραφιών. Το λογισμικό φιλοξενείται και διανέμεται ελεύθερα στο GitHub και παρ'όλο που έχει σχεδιαστεί για εκτέλεση σε Linux, η αντίστοιχη χρήση του προσαρμόζεται και σε Windows με την χρήση Docker.

4.2 Computer Vision Annotation Tool - CVAT

Πρόκειται για ένα δωρεάν, ανοιχτού κώδικα, διαδικτυακό εργαλείο σχολιασμού εικόνας και βίντεο, που αναπτύχθηκε στα πλαίσια Μηχανικής Όρασης, από την Intel, με σκοπό την επισήμανση δεδομένων. Το CVAT υποστηρίζει τις κύριες εργασίες της εποπτευόμενης Μηχανικής Μάθησης σχετικά με την ανίχνευση αντικειμένων, την ταξινόμηση και τμηματοποίηση εικόνας, την ανίχνευση θέσης κ.α.. Το CVAT επιτρέπει στους χρήστες να σχολιάζουν δεδομένα για κάθε μία από αυτές τις περιπτώσεις, ενώ ταυτόχρονα παρέχει την δυνατότητα αυτόματου σχολιασμού με την χρήση ενσωματωμένων αλγορίθμων.

4.3 Python

Μια από τις πιο συχνά χρησιμοποιούμενες γλώσσες προγραμματισμού υψηλού επιπέδου. Είναι διερμηνευόμενη και γενικού σκοπού. Συμπεριλαμβάνεται στις γλώσσες προστακτικού προγραμματισμού, ενώ ταυτόχρονα υποστηρίζει πολλαπλά παραδείγματα προγραμματισμού, συμπεριλαμβανομένου του δομημένου, αντικειμενοστραφούς και συναρτησιακού. Χαρακτηρίζεται ως δυναμική γλώσσα και περιλαμβάνει συλλογή απορριμμάτων.

4.4 JetBrains PyCharm IDE

Πρόκειται για ένα ολοκληρωμένο περιβάλλον ανάπτυξης (IDE), διαθέσιμο ως εφαρμογή πολλαπλών πλατφορμών, συμβατό με λειτουργικά Linux, macOS και Windows. Περιλαμβάνει παροχές που αφορούν την ανάλυση κώδικα, το γραφικό περιβάλλον εντοπισμού σφαλμάτων, την επισήμανση τους και την γρήγορη επιδιόρθωσή τους, υποστηρίζοντας επιπλέον διασύνδεση με το Anaconda και τα περιβάλλοντα του. Από προεπιλογή, το PyCharm χρησιμοποιεί pip για τη διαχείριση πακέτων έργων.

4.5 Anaconda

Αποτελεί ελεύθερη διανομή των Python και R για επιστημονικά υπολογιστικά συστήματα. Είναι συμβατό με λειτουργικό Windows, Linux και macOS, στοχεύοντας στην απλούστευση της διαχείρισης πακέτων και στην οργάνωση του ευρύτερου πλαισίου προγραμματισμού. Η χρήση του προορίζεται για εφαρμογές επιστήμης δεδομένων, Μηχανικής Μάθησης, επεξεργασίας δεδομένων μεγάλης κλίμακας, ανάλυσης προγνωστικών κ.α..

4.6 Jupyter Notebooks

Πρόκειται για διαδικτυακό διαδραστικό περιβάλλον ανοιχτού κώδικα, το οποίο δίνει την δυνατότητα δημιουργίας και διαμοιρασμού εγγράφων, που εμπεριέχουν γραμμές κώδικα. Επιτρέπει την διαμόρφωση και οργάνωση εργασιών στην επιστήμη δεδομένων, την επιστημονική υπολογιστική, την υπολογιστική δημοσιογραφία και τη Μηχανική Μάθηση.

4.7 Google Colab

Δωρεάν περιβάλλον Jupyter notebooks που λειτουργεί αποκλειστικά σε cloud. Επιτρέπει την συγγραφή και εκτέλεση κώδικα σε Python και τη δωρεάν πρόσβαση σε servers της μορφής GPU και TPU. Δεν απαιτεί ρυθμίσεις και υποστηρίζει πολλές δημοφιλείς βιβλιοθήκες Μηχανικής Μάθησης για την εκπαίδευση Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

4.8 TensorFlow

Πρόκειται για πλατφόρμα ανοιχτού κώδικα που προορίζεται για προβλήματα Μηχανικής Μάθησης. Παρέχει ένα σύνολο εργαλείων, κοινοτικών πόρων και βιβλιοθηκών, υποστηρίζοντας πλήθος εφαρμογών, με στόχο την εφαρμογή Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

4.9 Keras

Είναι μια βιβλιοθήκη λογισμικού ανοιχτού κώδικα, γραμμένη σε Python και λειτουργεί ως διεπαφή για τη βιβλιοθήκη TensorFlow. Σχεδιασμένη για να επιτρέπει γρήγορο πειραματισμό Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα, περιέχει πολυάριθμες υλοποιήσεις, όπως επίπεδα, στόχους, συναρτήσεις ενεργοποίησης, βελτιστοποιητές κ.α., ώστε να απλοποιήσει τη διαδικασία σύνταξης κώδικα Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων, συνελικτικών, ακόμα και επαναλαμβανόμενων.

4.10 Λοιπές Βιβλιοθήκες

Στα πλαίσια ανάπτυξης εξειδικευμένων λειτουργιών του προγράμματος, πραγματοποιείται χρήση βιβλιοθηκών και πακέτων της python, για την εφαρμογή κατάλληλων συναρτήσεων. Η εγκατάσταση αυτών επιτυγχάνεται στο PyCharm μέσω της διαχείρισης πακέτων pip ή Anaconda, ενώ στο Google Colab, οι εν λόγω βιβλιοθήκες περιλαμβάνονται προεγκατεστημένες. Πιο συγκεκριμένα, οι βιβλιοθήκες που χρησιμοποιήθηκαν, είναι:

- **Open Source Geospatial Foundation - OSGeo:** Γεωχωρική βιβλιοθήκη της Python ανοιχτού κώδικα. Περιλαμβάνει λειτουργίες που αφορούν την εισαγωγή και εξαγωγή δεδομένων γεωχωρικού ενδιαφέροντος, την σύνδεση με εξωτερικής προέλευσης δεδομένα και την GIS ανάλυση.
- **Geospatial Data Abstraction Library - GDAL:** Βιβλιοθήκη της Python για ανάγνωση και σύνταξη μορφών αναπαράστασης γεωχωρικών δεδομένων, raster και vector. Προορίζεται για δεδομένα χαρτογράφησης και υποστηρίζει μετασχηματισμούς του συστήματος συντεταγμένων.
- **Python Imaging Library - PIL:** Υποστηρίζει το άνοιγμα, το χειρισμό και την αποθήκευση πολλών διαφορετικών μορφών αρχείου εικόνας, με σκοπό την ανάλυση και την επεξεργασία τους. Είναι διαθέσιμη για Windows, MacOS και Linux. Έχει σχεδιαστεί για γρήγορη πρόσβαση σε δεδομένα εικόνας, χειρισμό ανα εικονοστοιχείο, φιλτράρισμα και βελτίωση της ποιότητας εικόνας.
- **Numerical Python - Numpy:** Αποτελεί την βασικότερη βιβλιοθήκη της Python για αριθμητική ανάλυση. Επιτρέπει τον εύκολο χειρισμό διανυσμάτων, πινάκων και γενικά πολυδιαστατων οντοτήτων, προσφέροντας αποτελεσματικά υλοποιημένες συναρτήσεις για αριθμητικούς υπολογισμούς.
- **Pandas:** Βιβλιοθήκη για διαχείριση και εξέταση δεδομένων. Προσφέρει δομές και δυνατότητες για τη διαχείριση αριθμητικών πινάκων και χρονοσειρών. Παρέχει υψηλή απόδοση στον χειρισμό,

και την επεξεργασία δεδομένων, που προορίζονται για την διαδικασία της Μηχανικής Μάθησης.

- **Scikit-learn:** Αναπτύσσεται για σκοπούς Μηχανικής Μάθησης, διαθέτοντας διάφορους αλγορίθμους ταξινόμησης, παλινδρόμησης και ομαδοποίησης. Παρέχει διάφορα εργαλεία για προσαρμογή μοντέλου (model fitting), προεπεξεργασία δεδομένων (data preprocessing), επιλογή και αξιολόγηση η μοντέλων (model selection and evaluation) κ.α..
- **Scientific Python - SciPy:** Παρέχει αλγόριθμους που εφαρμόζονται σε πολλές κατηγορίες προβλημάτων στο κομμάτι της στατιστικής και των μαθηματικών. Είναι χτισμένη πάνω στην NumPy από την οποία και εξαρτάται, καθώς τα πολυδιάστατα arrays αποτελούν την θεμελιώδη δομή της SciPy.
- **Matplotlib:** Βιβλιοθήκη της Python για σχεδίαση, οπτικοποίηση και επέκταση αριθμητικών και μαθηματικών προτύπων της NumPy. Η χρήση της περιλαμβάνει τη δημιουργία στατικών, κινούμενων και διαδραστικών απεικονίσεων.
- **Joblib:** Περιλαμβάνει ένα σύνολο εργαλείων για την παροχή ελαφριάς διασωλήνωσης στην Python. Παρέχει μεγάλη ταχύτητα και δυνατότητες παραλληλοποίησης μεγάλου όγκου δεδομένων και περιέχει συγκεκριμένες βελτιστοποιήσεις για πίνακες numpy.



1. Selection of field operations



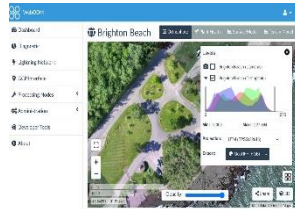
2. Site selection



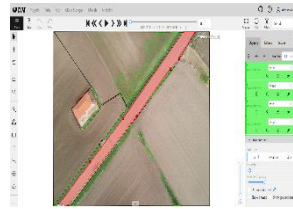
3. Equipment selection



4. Remote Sensing



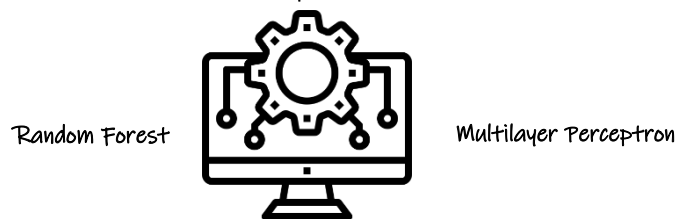
5. Image process



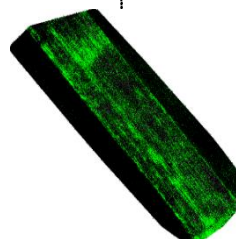
6. Annotation



7. ARFF dataset



8. Classification



9. Estimations



10. Evaluations

Διάγραμμα 4: Σύνοψη μεθοδολογικής προσέγγισης

Κεφάλαιο 5: Υλοποίηση

Το κεφάλαιο αυτό, περιλαμβάνει την διαδικασία συγκέντρωσης του υλικού και επεξεργασίας του, καθώς και την εκπαίδευση μοντέλων ανίχνευσης αντικειμένων με την χρήση αλγορίθμων Random Forest και MLP. Παρουσιάζονται τμηματικά τα βήματα που ακολουθήθηκαν στο σύνολο της διαδικασίας, ενώ παρατίθενται τμήματα κώδικα για την εφαρμογή των παραπάνω. Στις απαιτήσεις του συστήματος, επισημαίνεται η χρήση CPU Intel(R) Core(TM) i5-7200U 2.70 GHz και RAM 8GB.

5.1 Πεδίο Εφαρμογής

Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, στόχος αποτελεί η συλλογή πληροφορίας, που προέρχεται από πτήσεις μη επανδρωμένων αεροσκαφών και η αξιοποίηση της, με την εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης. Τα δεδομένα, συλλέγονται με αισθητήρες τηλεπισκόπησης από καλλιέργειες κρόκου, στην γεωγραφική περιοχή της Κοζάνης, στην κεντρική Ελλάδα. Πραγματοποιείται ανάλυση των δεδομένων αυτών με απότερο σκοπό την εξαγωγή ενός μοντέλου πρόβλεψης και γεωεντοπισμού της βλάστησης, διαχωρίζοντάς την, από λοιπούς παράγοντες.

Αναφορικά με την καλλιέργεια κρόκου, η υγρασία, η ξηρότητα, η θερμοκρασία του εδάφους, αλλά και ο κίνδυνος από εμφάνιση ποντικών που καταστρέφει την παραγωγή του κρόκου, είναι οι πιο σημαντικοί παράγοντες για την απόδοση των κροκοφυτειών. Κρίνεται λοιπόν αναγκαία η υιοθέτηση νέων τρόπων παρακολούθησης των καλλιεργειών οι οποίες δίνουν την δυνατότητα για άμεση ανίχνευση πιθανών κινδύνων και συμβάλλουν στη βελτιστοποίηση της χρήσης εισροών, όσο και στον υπολογισμό της απόδοσης των καλλιεργειών.

Σε γενικότερο πλαίσιο, οι αγροτικές εργασίες οι οποίες υποστηρίζονται πιο συχνά από σύγχρονες τεχνολογίες είναι:

1. ο ψεκασμός των καλλιεργειών
2. ο εντοπισμός και η διαχείριση ζιζανίων
3. η επόπτευση της εξέλιξης των καλλιεργειών και εκτίμηση της απόδοσης τους
4. η διαχείριση της άρδευσης
5. η εκτίμηση της υγείας των καλλιεργειών

Από τις παραπάνω εργασίες στην καλλιέργεια Κρόκου Κοζάνης βρίσκουν εφαρμογή οι εργασίες 2, 3, 5 καθώς κατά την καλλιέργεια Κρόκου δεν απαιτείται άρδευση, παρά μόνο φυσική, ενώ δεν απαιτείται ψεκασμός των καλλιεργειών. Συνεπώς, μέθοδοι διαχείρισης τέτοιου είδους αγροκτημάτων, εστιάζουν στους παραπάνω παράγοντες στοχεύοντας στο βέλτιστο προγραμματισμό τους.

5.2 Υλικός εξοπλισμός

Για την πραγματοποίηση των εναέριων πτήσεων και την συλλογή των πληροφοριών, το επίπεδο αίσθησης περιλαμβάνει τη χρήση δύο επανδρωμένων ιπτάμενων οχημάτων, τύπου rotary wing με έλικες, όπως επίσης και ενός επανδρωμένου ιπτάμενου οχήματος, τύπου fixed-wing. Βάσει αυτών και με την ενσωμάτωση αισθητήρων εγχρωμής, πολυφασματικής και θερμικής λήψης, ορίζεται σαν προϋπόθεση, πρόσθια επικάλυψη εξαγόμενων εικόνων κυμαινόμενη μεταξύ 60% - 95%, πλάγια επικάλυψη μεταξύ 40% - 95% και επιθυμητή χωρική ανάλυση της τάξης των 10 cm/pixel.

Συγκεντρωτικά, ο απαραίτητος υλικός εξοπλισμός περιλαμβάνει:

1. Μη επανδρωμένο Αεροσκάφος Sensefly eBee SQ

Επαγγελματικό drone χαρτογράφησης. Λήψη εναέριων φωτογραφιών υψηλής ανάλυσης για μετατροπή σε ακριβή 2D & 3D μοντέλα. Γίνεται καταγραφή δεδομένων σε τέσσερις πολυφασματικές ζώνες, καθώς και εικόνες RGB, για εκατοντάδες στρέμματα σε μία μόνο πτήση.

2. Μη επανδρωμένο Αεροσκάφος Parrot Anafi Thermal

Πολυμορφικό drone, το οποίο χάρη στις δύο ενσωματωμένες κάμερες επιτρέπει κυρίως σε μηχανικούς ή ανθρώπους του χώρου, να εκτελούν μελέτες και επιθεωρήσεις, προσφέροντας την μέγιστη ασφάλεια.

3. Μη επανδρωμένο Αεροσκάφος DJI Phantom 4 RTK

Εξοπλισμένο με πέντε αισθητήρες αναγνώρισης εμποδίων και τέσσερις αισθητήρες αποφυγής τους μπορεί να καταλάβει και να απομακρυνθεί από και εμπόδια σε απόσταση έως και 30 μέτρων. Οι αισθητήρες του είναι τοποθετημένοι εμπρός, πίσω και στα πλάγια αυτού, συνεπώς το ίδιο μπορεί να κάνει Hover στο χώρο ακόμα και χωρίς GPS. Με το Flight Autonomy System δημιουργεί ένα 3D χάρτη μέσα στον οποίο μπορεί άνετα να κινηθεί.

4. Πολυφασματική κάμερα Parrot Sequoia+

Οι απαιτήσεις για χρήση πολυφασματικής κάμερας για την παρακολούθηση καλλιέργειας κρόκου Κοζάνης αφορούν την χρήση δεικτών βλάστησης και την αξιοποίηση πληροφορίας στα φάσματα Near Infrared (NIR) και Red-Edge (RE).

5. Θερμική κάμερα Thermal FLIR Lepton 3.5

Μετρά τη θερμοκρασία της επιφάνειας με βάση την ένταση ενός υπέρυθρου σήματος που φτάνει στην κάμερα. Οι αισθητήρες τους απεικονίζουν την ακτινοβολία στα φάσματα MWIR (3–5 μm) ή/και LWIR (8–14 μm).

6. RGB κάμερα

Κάμερα 4K HDR με αισθητήρα Sony 21MP, ειδικά σχεδιασμένη για οπτική επιθεώρηση. Οι αισθητήρες τους απεικονίζουν την ακτινοβολία στα φάσματα MWIR (3–5 μm) ή/και LWIR (8–14 μm).

5.3 Δεδομένα Εκπαίδευσης

Για την ανάπτυξη της διαδικασίας και την εκπαίδευση των ζητούμενων μοντέλων, η οργάνωση των δεδομένων που εξήχθησαν από τις εναέριες πτήσεις, οργανώθηκαν σε δύο datasets δεδομένων, βάσει του υλικού εξοπλισμού που χρησιμοποιήθηκε σε κάθε μια εξ αυτών. Ως βάση, αποτέλεσε ένα σύνολο φωτογραφιών, η επεξεργασία των οποίων εξήγαγε ένα πλήθος δέκα ορθοφωτογραφιών από τα χωράφια στα οποία και πραγματοποιήθηκαν οι εναέριες πτήσεις, σε διάφορες χρονικές περιόδους. Οι εν λόγω καλλιέργειες, χαρακτηρίζονται για την παραγωγή βιολογικού και μη κρόκου και αποτελούν χαρακτηριστικό δείγμα από όλες τις περιοχές του Νομού Κοζάνης. Οι πτήσεις, πραγματοποιήθηκαν διαδοχικά, τα έτη 2020 και 2021 κατά την περίοδο συγκομιδής, στη διάρκεια των μηνών Οκτωβρίου και Νοεμβρίου. Παρακάτω, ακολουθεί συγκεντρωτική ανάλυση, που αφορά τον χρονοπρογραμματισμό των πτήσεων, το πλήθος και το είδος των συλλεγόμενων πληροφοριών, καθώς και η γεωγραφική ταυτότητα του εκάστοτε αγροτεμαχίου.

Πίνακας 6: Dataset 1

Τοποθεσία	Κοζάνη, Ελλάδα			
Ημερομηνία Πτήσεων	Οκτώβριος Νοέμβριος 2020 - 2021			
Αισθητήρας	RGB			
Καλλιέργεια	Κρόκος			
Καλλιέργειες	Κάτοχος - Ονομασία	Γεωγραφικές Συντεταγμένες	Ημερομηνία Πτήσης	Τύπος Εικόνας
	Καλλιέργεια 1	40.17, 21.87	7/11/2020	RGB
	Καλλιέργεια 2	40.24, 21.85	26/10/2021	RGB
	Καλλιέργεια 3	40.23, 21.85	27/10/2021	RGB
	Καλλιέργεια 4	40.25, 21.79	22/10/2021	RGB
	Καλλιέργεια 5	40.23, 21.85	29/10/2021	RGB

Πίνακας 7: Dataset 2

Τοποθεσία	Κοζάνη, Ελλάδα			
Ημερομηνία Πτήσεων	Οκτώβριος Νοέμβριος 2020 - 2021			
Αισθητήρας	RGB NIR REG THERMAL			
Καλλιέργεια	Κρόκος			
Καλλιέργειες	Κάτοχος - Ονομασία	Γεωγραφικές Συντεταγμένες	Ημερομηνία Πτήσης	Τύπος Εικόνας
	Καλλιέργεια 6	40.17, 21.87	5/11/2021	RGB NIR REG THERMAL
	Καλλιέργεια 7	40.23, 21.85	5/11/2021	RGB NIR REG THERMAL
	Καλλιέργεια 8	40.23, 21.82	7/11/2021	RGB NIR REG THERMAL
	Καλλιέργεια 9	40.25, 21.86	15/11/2020	RGB NIR REG THERMAL
	Καλλιέργεια 10	40.25, 21.86	19/10/2021	RGB NIR REG THERMAL

Ενισχυτικά, προς επίρρωση της διαδικασίας υλοποίησης, για την εγκυρότητα της μεθόδου, χρησιμοποιήθηκε ένα επιπλέον dataset με δεμομένα που αφορούν καλλιέργειες ζαχαρότευτλων σε περιοχές της Γερμανίας. Ο παρακάτω πίνακας, ακολουθώντας την ήδη υπάρχουσα φιλοσοφία, συγκεντρώνει τις βασικές πληροφορίες του συνόλου δεδομένων. Οι πτήσεις, πραγματοποιήθηκαν το έτος 2017 στη διάρκεια του μήνα Σεπτεμβρίου.

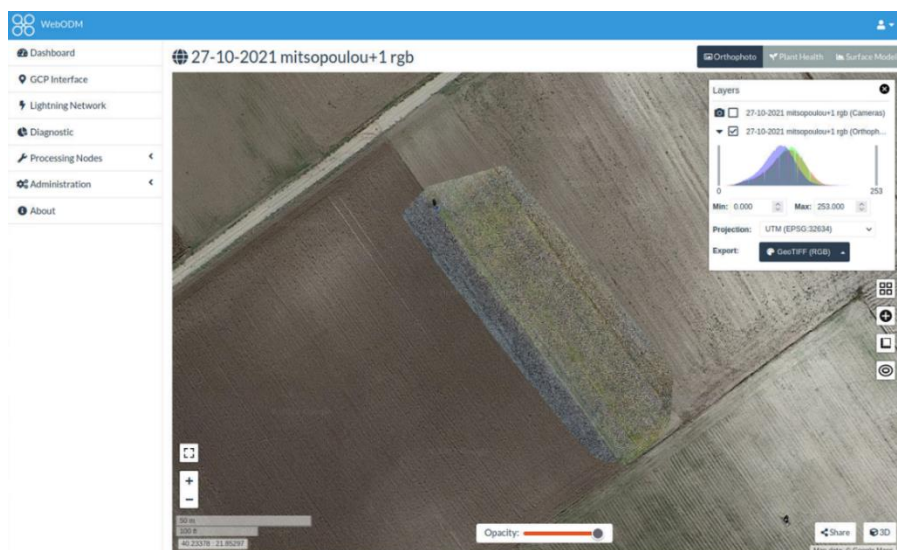
Πίνακας 8: Dataset 3

Τοποθεσία	Γερμανία
Ημερομηνία Πτήσεων	Σεπτέμβριος 2017
Αισθητήρας	REG
Καλλιέργεια	Ζαχαρότευτλα
Καλλιέργειες	Καλλιέργεια 11 Καλλιέργεια 12 Καλλιέργεια 13 Καλλιέργεια 14 Καλλιέργεια 15

5.4 Φωτογραμμετρική ανάλυση

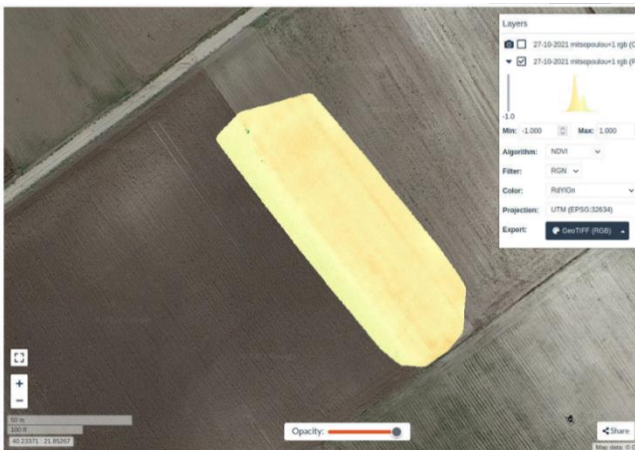
Στο πλαίσιο της φωτογραμμετρικής ανάλυσης, γίνεται χρήση του ελεύθερου λογισμικού WebODM, το οποίο καλύπτει τις ανάγκες εξαγωγής ψηφιακών μοντέλων και ορθοφωτογραφιών. Το WebODM παρέχει μια προσιτή λύση για επεξεργασία, όχι μόνο εικόνων που λαμβάνονται με σταθερές ψηφιακές φωτογραφικές μηχανές, αλλά και εναέριων φωτογραφιών που λαμβάνονται σε συνεχόμενη ροή.

Η διαδικασία φωτογραμμετρίας, ξεκινά μετά τη λήψη αεροφωτογραφιών μέσω drones, τα οποία εκτελούν αυτόματες πτήσεις και είναι εξοπλισμένα με GPS και κάμερες. Εφόσον ολοκληρωθεί η συλλογή των φωτογραφιών, το ODM χρησιμοποιεί μια βιβλιοθήκη ανοιχτού λογισμικού *structure from motion*, ενώνοντας επικαλυπτόμενες εικόνες, τραβηγμένες από διαφορετικές οπτικές γωνίες και αναγνωρίζοντας τα τρισδιάστατα χαρακτηριστικά των αντικειμένων της φωτογραφίας. Ως αποτέλεσμα, προκύπτει ένα αραιό νέφος σημείων με ευδιάκριτες επιφάνειες και αντικείμενα. Στο νέφος αυτό, εφαρμόζονται επιπλέον τεχνικές, για την παραγωγή ενός λεπτομερούς τρισδιάστατου μοντέλου. Με την πύκνωση των σημείων πραγματοποιείται ακριβής διαχωρισμός μεταξύ επιφανειών και αντικειμένων του τρισδιάστατου χώρου, ενώ με την εφαρμογή μιας συνάρτησης τριγωνοποίησης, όλα τα σημεία που παράχθηκαν δημιουργούν τις διάφορες επιφάνειες, στις οποίες πλέον αντιστοιχίζονται κατάλληλα και οι υφές τους. Στο τρισδιάστατο πλέγμα που έχει δημιουργηθεί, τοποθετούνται οι εικόνες που έχουν ληφθεί από το drone, λαμβάνοντας υπόψη την κατεύθυνση και τη φορά λήψης. Η όλη διαδικασία, πραγματοποιείται αυτόματα από το λογισμικό, το οποίο λαμβάνει ως είσοδο από τον χρήστη τις αεροφωτογραφίες της εκάστοτε καλλιέργειας και σε τελικό στάδιο, εξάγει άμεσα το ορθομοσaiκό της.

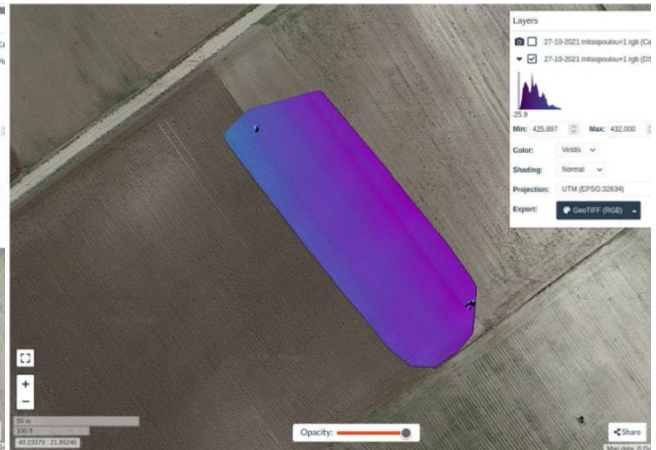


Εικόνα 26: Περιβάλλον WebODM

Επιπλέον δυνατότητα που προσφέρεται μέσω του προγράμματος WebODM, αφορά την αυτόματη εξαγωγή των μοντέλων DSM και NDVI απευθείας από την παραγόμενη ορθοφωτογραφία. Το Ψηφιακό Μοντέλο Επιφάνειας αποτυπώνει το υψόμετρο της επιφάνειας καθώς το τρισδιάστατο Μοντέλο που κατασκευάζεται, περιλαμβάνει την ανύψωση του γυμνού εδάφους μαζί με τα φυσικά (π.χ. δέντρα, θάμνους) και τεχνητά χαρακτηριστικά (π.χ. κτίρια) που υπάρχουν πάνω σε αυτό. Αντίστοιχα, οι δείκτες βλάστησης υπολογίζονται με βάση απλούς μαθηματικούς τύπους, οι οποίοι βασίζονται στις τιμές ανακλαστικότητας του εκάστοτε εικονοστοιχείου. Η αναπαράσταση των τιμών, συγκεντρώνεται στον παραγόμενο χάρτη, εκφράζοντας ανάλογα τα ποσοστά απορρόφησης και σκέδασης σε διαφορετικές ζώνες του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος.



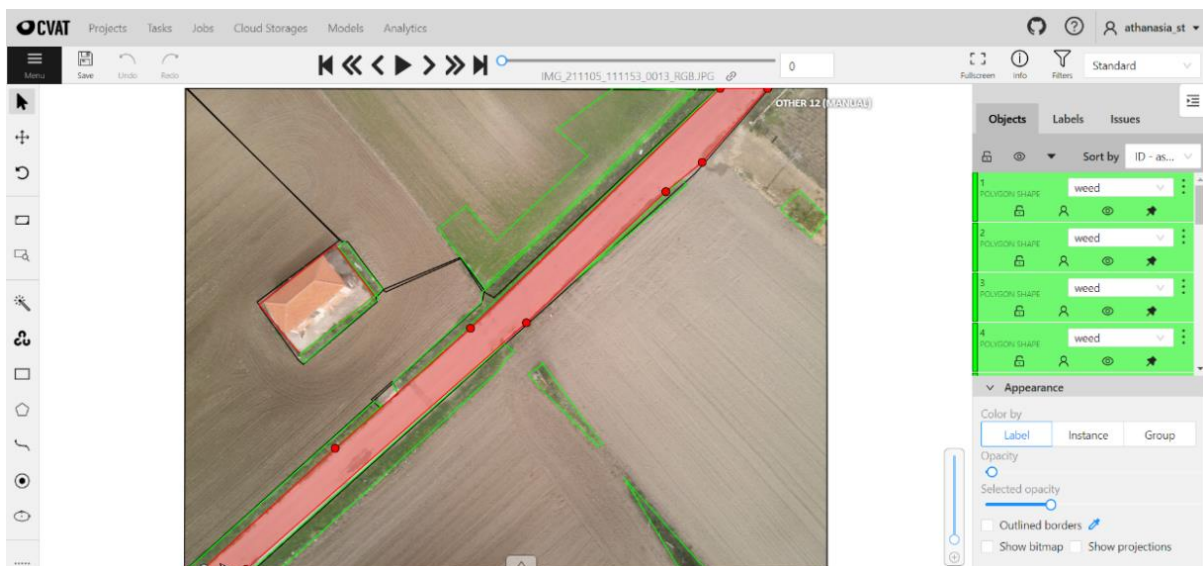
Εικόνα 27: NDVI



Εικόνα 27: DSM

5.5 Σχολιασμός Εικόνας

Στοχεύοντας στην επίτευξη της Μηχανικής Όρασης και της αναγνώρισης προτύπων, επιδιώκεται η εξαγωγή ενός μοντέλου Μηχανικής Μάθησης, για τον αυτόματο σχολιασμό των ορθοφωτογραφιών και την εξαγωγή νέων, Ground Truth εικόνων. Οι εικόνες αυτές αποτελούν κωδικοποιημένη αναπαράσταση, η οποία και απεικονίζει τα πραγματικά δεδομένα του εδάφους. Συνεπώς, στο πλαίσιο αυτό, πραγματοποιείται χρήση του προγράμματος CVAT, για τον σχολιασμό μεμονωμένων φωτογραφιών, που αποτελούν την βάση ανάπτυξης του γενικού μοντέλου αυτόματου σχολιασμού.



Εικόνα 28: Περιβάλλον CVAT

Πριν την διαδικασία σχολιασμού, καθορίζεται το είδος των κλάσεων, που αποτελούν χρήσιμη προς ανίχνευση πληροφορία. Εφόσον το τρίτο dataset περιλαμβάνει εικόνες τύπου Ground Truth, η εν λόγω ανάλυση, πραγματοποιείται σε δεδομένα του πρώτου και δεύτερου dataset, που αφορούν τις καλλιέργειες κρόκου. Έτσι, ως σημείο αναφοράς ορίζονται οι κλάσεις:

Πίνακας 9: Κλάσεις Dataset 1-2

0	Non-class	Λευκό
1	Weed	πράσινο
2	Other	κόκκινο
3	Mammal	μπλέ
4	Crop	μωβ
5	Field	μαύρο

Πίνακας 10: Κλάσεις Dataset 3

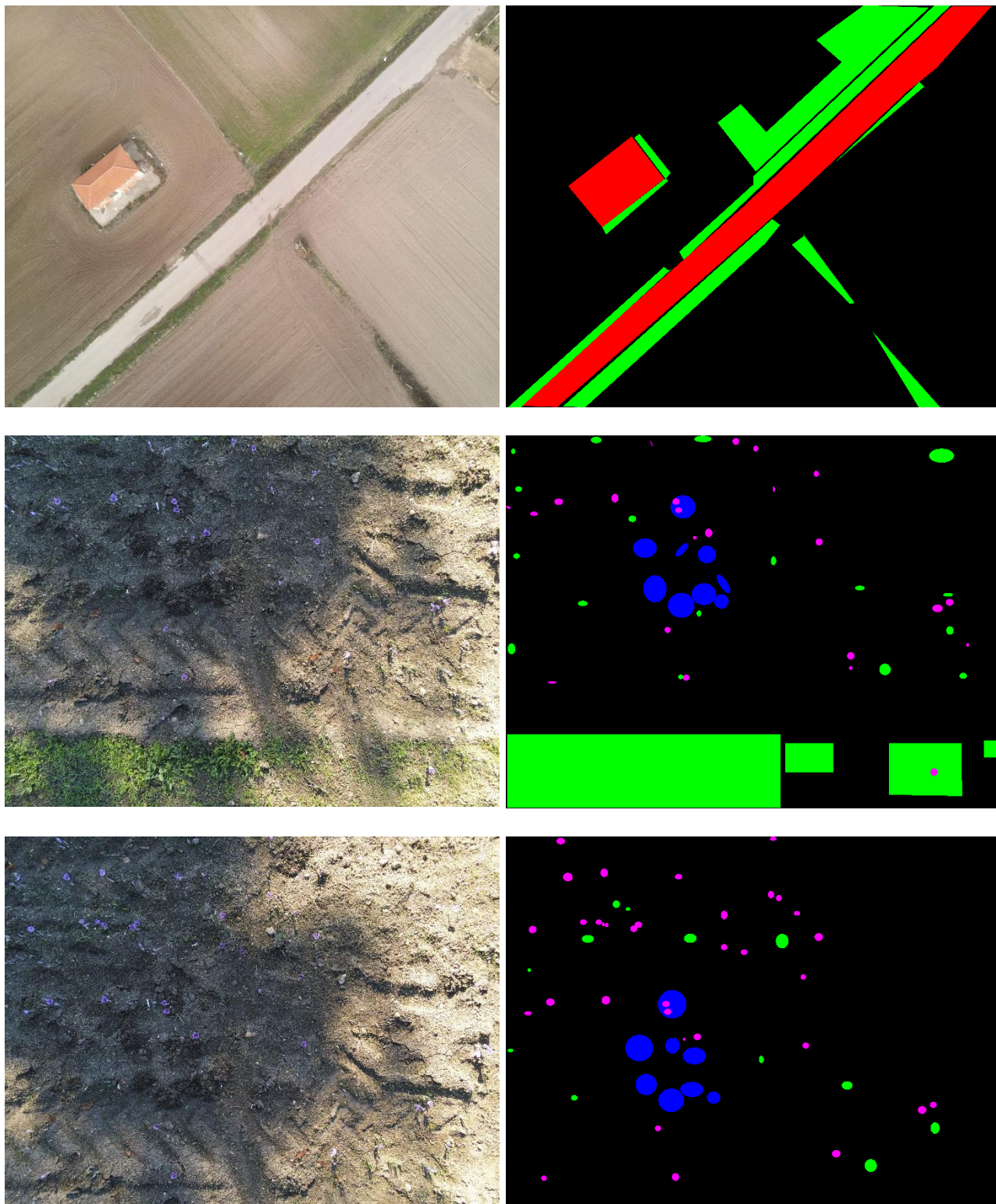
0	Non-class	μαύρο
1	Crop	πράσινο
2	Weed	κόκκινο
10000	Field	μαύρο

Βάσει των παραπάνω, πραγματοποιείται ανίχνευση των κλάσεων σε ενδεικτικά επιλεγμένες εικόνες καλλιέργειών και τα pixels των διακριτών αντικειμένων της εκάστοτε κλάσης, σημειώνονται με το αντίστοιχο χρώμα και την ανάλογη ετικέτα. Με το πέρας της διαδικασίας, πραγματοποιείται εξαγωγή της πλέον σχολιασμένης φωτογραφίας και η λήψη αυτής μέσω του προγράμματος CVAT.

Για την αυτοματοποίηση της διαδικασίας σχολιασμού, πραγματοποιείται οργάνωση των δεδομένων πολλαπλών Ground Truth εικόνων, σε αρχείο ARFF. Το σύνολο των δεδομένων αυτών, μέσω του 10 fold validation, διαχωρίζεται σε δέκα ισάξια τμήματα, βάσει των οποίων πραγματοποιείται διαχωρισμός σε training και test data. Η εκπαίδευση του μοντέλου, υλοποιείται μέσω του αλγορίθμου Random Forest, ενώ στο πέρας της διαδικασίας, προκύπτει το γενικό μοντέλο εκπαίδευσης, η παραγόμενη ορθοφωτογραφία προβλέψεων και ο συγκεντρωτικός πίνακας confusion matrix, για την αξιολόγηση του αποτελέσματος.

Ειδικότερα, στο παραπάνω πλαίσιο, για την διαδικασία μη αυτόματου σχολιασμού, έγινε annotate μεμονωμένων εικόνων από τις καλλιέργειες Βακουφτισή και Μητσοπούλου 2. Μέσω αυτών και με την εφαρμογή τεχνικών Μηχανικής Μάθησης, εξήχθει κατάλληλο μοντέλο εκτέλεσης, ικανό να επιτυγχάνει τον αυτόματο σχολιασμό των RGB φωτογραφιών, εξάγοντας τις προβλέψεις στην μορφή Ground Truth εικόνων.

Πίνακας 11: Σχολιασμός Εικόνας - στήλη 1) RGB εικόνες στήλη 2) Ground Truth



5.6 Επεξεργασία Δεδομένων

Για την περιγραφή και την επεξεργασία του συνόλου δεδομένων, επιλέχθηκε η χρήση προτύπου ARFF (Attribute-Relation File Format). Το πρότυπο αυτό, εκφράζει κάθε στοιχείο βάσει μιας λίστας χαρακτηριστικών και ενός χαρακτηριστικού κλάσης. Σε αυτό, κάθε γραμμή αποτυπώνει πρακτικά τις χαρακτηριστικές μορφές ενός pixel της εικόνας. Η γενική μορφή του αρχείου διαχωρίζεται σε δύο ενότητες.

Η πρώτη ενότητα απαρτίζεται από τις πληροφορίες κεφαλίδας, οι οποίες συνοδεύονται από τις πληροφορίες δεδομένων. Η κεφαλίδα του αρχείου ARFF περιέχει το όνομα της σχέσης, μια λίστα με τα χαρακτηριστικά (τις στήλες στα δεδομένα) και τους τύπους τους. Το όνομα της σχέσης ορίζεται ως η πρώτη γραμμή στο αρχείο ARFF και εμφανίζει την μορφή `@relation <relation-name>`. Οι δηλώσεις χαρακτηριστικών έχουν τη μορφή μιας διατεταγμένης ακολουθίας. Κάθε χαρακτηριστικό στο σύνολο δεδομένων έχει τη δική του πρόταση, η οποία καθορίζει με μοναδικό τρόπο το όνομα αυτού του χαρακτηριστικού και τον τύπο δεδομένων του. Η σειρά με την οποία δηλώνονται τα χαρακτηριστικά υποδεικνύει τη θέση της στήλης στην ενότητα δεδομένων του αρχείου και η μορφή της δήλωσης αναπτύσσεται ως `@attribute <attribute-name> <datatype>`. Στη δεύτερη ενότητα περιλαμβάνονται οι τιμές δεδομένων των χαρακτηριστικών υπό τον τίτλο `@data`. Αυτές είναι πρακτικά και οι τιμές που θα χρησιμοποιηθούν από το εκάστοτε μοντέλο, για την εκτέλεση πρόβλεψης και τον προσδιορισμό της ακρίβειας του αποτελέσματος. Τα στοιχεία, διαχωρίζονται μεταξύ τους με κόμμα και αντιστοιχίζουν μία τιμή σε καθένα από τα ορισμένα χαρακτηριστικά.

Στα πλαίσια της εργασίας, τα αρχεία ARFF, χρησιμοποιήθηκαν για την άντληση και την συγκέντρωση πληροφορίας από τις ορθοφωτογραφίες που προέκυψαν. Η ανάλυση της εικόνας πραγματοποιείται με τη χρήση της βιβλιοθήκη PIL, η οποία συνίσταται για την συγκέντρωση τιμών των εικονοστοιχείων. Με την εφαρμογή της, συλλέγονται δεδομένα από τις εικόνες RGB, NDVI, DSM, NIR, REG, Ground Truth και Thermal. Συγκεκριμένα, με την χρήση των διαθέσιμων ορθοφωτογραφιών που δόθηκαν ως είσοδος, δημιουργήθηκαν ξεχωριστά αρχεία ARFF με ιδιότητες:

- red - green - blue, βάσει των RGB ορθομωσαϊκών
- NDVI, μέσω του χάρτη βλάστησης
- DSM, βάσει του Ψηφιακού Μοντέλου Επιφάνειας
- THERMAL, μέσω των θερμικών ορθοφωτογραφιών
- NIR - REG, βάσει των Multispectral ορθομωσαϊκών
- class, μέσω των Ground Truth ορθοφωτογραφιών

Με το πέρας της διαδικασίας, για κάθε καλλιέργεια, τα εν λόγω αρχεία, συνενώνονται σε ένα ενιαίο και αντιπροσωπευτικό αρχείο ARFF, συγκεντρώνοντας όλο το φάσμα της πληροφορίας.

Πίνακας 12: Αρχεία ARFF - δομή 1ου, 2ου και 3ου dataset

```

@RELATION DATASET_5-11-2021-mitsopoulou2 @RELATION DATASET_29-10-2021-mitsopoulou+1 @RELATION DATASET_004
@ATTRIBUTE red NUMERIC @ATTRIBUTE red NUMERIC @ATTRIBUTE red NUMERIC
@ATTRIBUTE green NUMERIC @ATTRIBUTE green NUMERIC @ATTRIBUTE green NUMERIC
@ATTRIBUTE blue NUMERIC @ATTRIBUTE blue NUMERIC @ATTRIBUTE blue NUMERIC
@ATTRIBUTE NDVI NUMERIC @ATTRIBUTE NDVI NUMERIC @ATTRIBUTE NDVI NUMERIC
@ATTRIBUTE NIR NUMERIC @ATTRIBUTE DSM NUMERIC @ATTRIBUTE NIR NUMERIC
@ATTRIBUTE REG NUMERIC @ATTRIBUTE class {0,1,2,3,4,5} @ATTRIBUTE REG NUMERIC
@ATTRIBUTE class {0,1,2,3,4,5} @ATTRIBUTE class {0,1,2,10000}

@DATA @DATA @DATA
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0
0,0,0,-1.000000,0,0,0 0,0,0,-1.000000,171,0 0,0,0,0.000000,0.000000,0.000000,0

```

5.7 Ταξινόμηση και Εφαρμογή Αλγορίθμων

Στο πλαίσιο της Μηχανικής Μάθησης και των Βαθιών Νευρωνικών Δικτύων, για κάθε dataset, αναπτύσσεται κατάλληλο μοντέλο εκπαίδευσης, βάσει μιας αντιπροσωπευτικής καλλιέργειας που επιλέγεται από αυτό. Συγκεκριμένα, η εξαγωγή μοντέλων, επιτυγχάνεται από την εφαρμογή του έκαστου αλγορίθμου στις καλλιέργειες νούμερο 5 για το πρώτο dataset, νούμερο 2 για το δεύτερο και νούμερο 5 για το τρίτο. Με την εξαγωγή των μοντέλων και την εφαρμογή αυτών, οι λοιπές καλλιέργειες, εξάγουν τις προβλέψεις κατ αντίστοιχο τρόπο.

Στόχος της εκπαίδευσης αποτελεί η αναγνώριση των κλάσεων, καθώς και η αξιοποίηση και η αξιολόγηση πληροφορίας που προέρχεται από τα διαφορετικά είδη ορθοφωτογραφίας. Η εφαρμογή αλγορίθμων στο πρώτο dataset συγκεντρώνει τιμές που αφορούν τις ορθοφωτογραφίες RGB, NDVI, DSM, Ground Truth, με ιδιαίτερη βάση στο μοντέλο επιπέδων, ενώ στο δεύτερο dataset, οι τιμές περιλαμβάνουν πληροφορίες από τις ορθοφωτογραφίες RGB, NDVI, NIR, REG, Ground Truth, εστιάζοντας στο φασματικό κομμάτι. Οι διαφορές αυτές επιδιώκουν την εύρεση του κατάλληλου συνδυασμού πηγών πληροφορίας (ορθοφωτογραφιών) με την εφαρμογή του βέλτιστου αλγορίθμου, για την εξαγωγή του επιθυμητού αποτελέσματος.

Random Forest

Για την ανάγνωση και την επεξεργασία των αρχείων ARFF χρησιμοποιείται η βιβλιοθήκη `scipy.io`, η οποία παρέχει πρακτικά πρόσβαση στα χαρακτηριστικά του εκάστοτε pixel μιας εικόνας. Εφόσον πραγματοποιηθεί τμηματοποίηση και διαχωρισμός δεδομένων μέσω της τεχνικής 10 fold validation, η διαδικασία εκπαίδευσης εφαρμόζεται στα training και test set. Η εν λόγω διαδικασία αναπτύσσεται στα δεδομένα της μορφής `pandas`, βάσει της ομώνυμης βιβλιοθήκης, η οποία και επιτυγχάνει την διαχείριση τους, ενώ η υλοποίηση του αλγορίθμου επιτυγχάνεται μέσω του πακέτου `scikit-learn` και της συνάρτησης `RandomForestClassifier`. Για την παραμετροποίηση της συνάρτησης,

ορίζονται `n_estimators = 100` το πλήθος των δέντρων που θα δημιουργηθούν ενώ οι υπόλοιπες παράμετροι, τίθενται αυτόματα μέσω της συνάρτησης:

```
class sklearn.ensemble.RandomForestClassifier(n_estimators=100, *, criterion='gini', max_depth=None, min_samples_split=2, min_samples_leaf=1, min_weight_fraction_leaf=0.0, max_features='sqrt', max_leaf_nodes=None, min_impurity_decrease=0.0, bootstrap=True, oob_score=False, n_jobs=None, random_state=None, verbose=0, warm_start=False, class_weight=None, ccp_alpha=0.0, max_samples=None)
```

Multilayer Perceptron

Η διαδικασία εκπαίδευσης και η εφαρμογή του MLP, εμφανίζει αντίστοιχη φιλοσοφία με την παραπάνω. Η βιβλιοθήκη `scipy.io`, εξασφαλίζει πρόσβαση στα δεδομένα του αρχείου ARFF και η βιβλιοθήκη `pandas` παρέχει την δυνατότητα επεξεργασίας των δεδομένων. Ο διαχωρισμός των `training` και `test set` πραγματοποιείται ανάλογα, χάρη στη μέθοδο `10 fold validation`, ενώ η υλοποίηση του αλγορίθμου επιτυγχάνεται μέσω του πακέτου `scikit-learn` και της συνάρτησης `MLPClassifier`. Για την παραμετροποίηση της συνάρτησης, ορίζονται ο αριθμός των νευρώνων στα ενδιάμεσα κρυφά επίπεδα `hidden_layer_sizes = (150, 100, 50)` και ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων `max_iter = 2000`. Οι υπόλοιπες παράμετροι, καθορίζονται βάσει της συνάρτησης:

```
class sklearn.neural_network.MLPClassifier(hidden_layer_sizes=(100,), activation='relu', *, solver='adam', alpha=0.0001, batch_size='auto', learning_rate='constant', learning_rate_init=0.001, power_t=0.5, max_iter=200, shuffle=True, random_state=None, tol=0.0001, verbose=False, warm_start=False, momentum=0.9, nesterovs_momentum=True, early_stopping=False, validation_fraction=0.1, beta_1=0.9, beta_2=0.999, epsilon=1e-08, n_iter_no_change=10, max_fun=15000)
```

5.8 Εφαρμογή Μεθόδου Αξιολόγησης

Ως τελικό στάδιο, η αξιολόγηση της αποδοτικότητας του αλγορίθμου, εξάγεται μέσω της μήτρας σύγχυσης και της βιβλιοθήκης `scikit-learn`. Εφόσον οι προβλέψει τιμών διατηρηθούν σε έναν πίνακα `predictedclass`, οι ίδιες αντιπαραβάλλονται με τις πραγματικές τιμές των `pixels` που έχουν προκύψει από τις `Ground Truth` ορθοφωτογραφίες και διατηρούνται σε έναν πίνακα `originalclass`. Η συσχέτιση των δύο πινάκων, συγκεντρώνεται σε εξωτερικό αρχείο, όπου μέσω των συναρτήσεων `classification_report` και `confusion_matrix`, εξάγονται τα αντίστοιχα αποτελέσματα. Η ακρίβεια πρόβλεψης του μοντέλου, υπολογίζεται συνεπικουρικά μέσω του ανάλογου μαθηματικού τύπου και εκφράζει το βασικότερο μέτρο απόδοσης για την αξιολόγηση της διαδικασίας.

Κεφάλαιο 6: Αποτελέσματα

Στο κεφάλαιο αυτό, συγκεντρώνεται το πλήθος των εξαγόμενων αποτελεσμάτων, που αφορούν τις διαδικασίες επεξεργασίας εικόνων και εφαρμογής των μοντέλων πρόβλεψης. Το είδος της πληροφορίας, παρέχεται με την μορφή ορθομωσαϊκών, για την πιστή αναπαράσταση των κατόψεων, καθώς και με την μορφή πινάκων, που συγκεντρώνουν τα μέτρα απόδοσης των αλγορίθμων και τα στατιστικά των κλάσεων. Η αξιοποίηση DSM και θερμικών δεδομένων, αποδίδεται μέσω ιστογραμμάτων, για την οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων τους και την συσχέτιση των κλάσεων.

6.1 Ορθομωσαϊκά

Συνοψίζοντας τα αποτελέσματα των μεθόδων, στα πλαίσια της οπτικής αναπαραστάσης, παρατίθενται διαδοχικά τα διάδορα ορθομωσαϊκά.

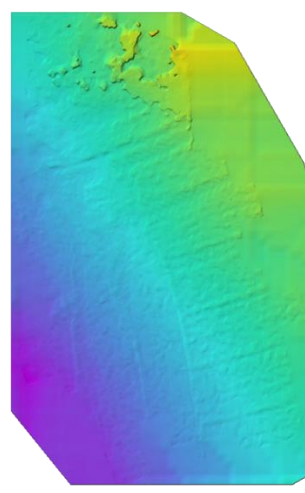
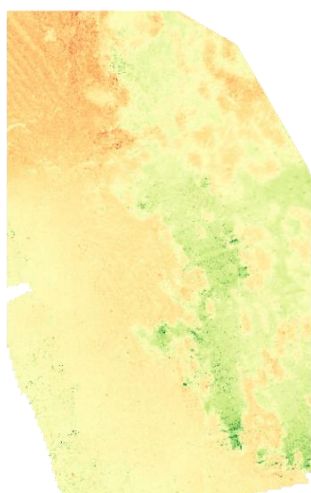
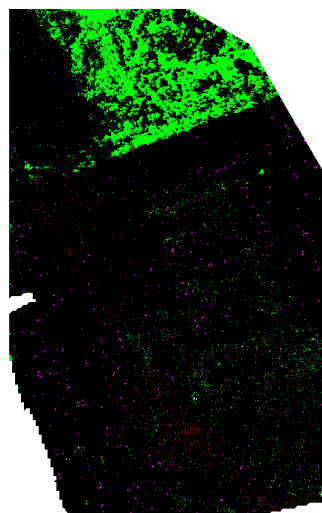
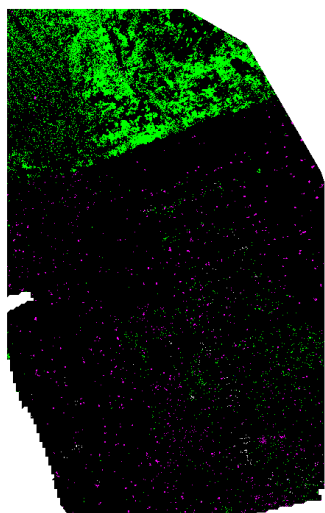
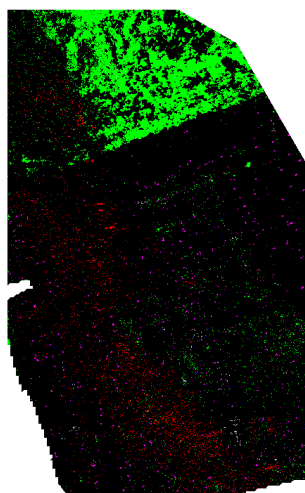
Για το πρώτο dataset, η πρώτη εικόνα προκύπτει στα πλαίσια της επεξεργασίας εικόνας και αποτελεί την RGB απεικόνιση των αγροτεμαχίων, ενώ δίπλα της αντιστοιχίζεται η Ground Truth εικόνα, ως πιστή αναπαράσταση των κλάσεων μέσω της διαδικασίας annotation. Ακολουθεί η αντιπαραβολή των δύο Ground Truth ορθομωσαϊκών, που εξήχθησαν με την εφαρμογή των αλγορίθμων Random Forest και MLP αντίστοιχα. Ακολουθούν ο χάρτης βλάστησης με την αναπαράσταση του δείκτη NDVI και το Ψηφιακό μοντέλο επιφάνειας DSM.

Το δεύτερο dataset, ακολουθώντας αντίστοιχη σύνθεση, περιλαμβάνει την RGB αναπαράσταση εικόνας και την αντίστοιχη Ground Truth. Ακολουθεί η αναπαράσταση των δύο Ground Truth βάσει των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και οι αναπαραστάσεις NDVI και DSM, όπως και παραπάνω. Επιπλέον προσθήκη, αποτελούν οι ορθοφωτογραφίες που αφορούν τα φάσματα NIR και REG και τέλος η θερμική απεικόνιση από περιοχές του εκάστοτε αγροτεμαχίου.

Το τρίτο dataset, περιλαμβάνει την RGB αναπαράσταση εικόνας και αντίστοιχα την Ground Truth. Περιλαμβάνει ανάλογα την αναπαράσταση των δύο Ground Truth βάσει των αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν, καθώς και τις ορθοφωτογραφίες που αφορούν τα φάσματα NIR, REG και τον χάρτη βλάστησης με αναπαράσταση του δείκτη NDVI.

Ενδεικτικό σύνολο των εν λόγω ορθομωσαϊκών, οργανώνεται κατάλληλα και παρατίθεται συγκεντρωτικά παρακάτω.

Πίνακας 13: Καλλιέργεια 4 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NDVI 3.2 DSM



Βάση των παραπάνω γίνεται αντιληπτό πως η RGB εικόνα εμφανίζει την πραγματική αναπαράσταση του εκάστοτε χρωαφίου, ενώ η Ground Truth αποτελεί πιστή αναπαράσταση της αρχικής, εκφρασμένη με την μορφή σχολίων. Ειδικότερα, περιλαμβάνει ένα σύνολο non-class στοιχείων, που αποτελούν τα λευκά περιθώρια της εικόνας και το βασικό σώμα του ορθομωσαϊκού, που εμφανίζεται με έγχρωμους τόνους. Το χωράφι αναπαρίσταται με μαύρο χρώμα ενώ εντός αυτού διακρίνονται pixels των κλάσεων weed, crop, mammal και other με τους αντίστοιχους χρωματισμούς.

Η Ground Truth ορθοφωτογραφία, που προκύπτει μέσω του μοντέλου πρόβλεψης και του Random Forest αλγορίθμου, φαίνεται να εμφανίζει μεγάλη ομοιότητα με την πρωτότυπη Ground Truth φωτογραφία, αποδίδοντας ξεκάθαρες πληροφορίες, που αφορούν τις κλάσεις field, weed και crop. Η ίδια ωστόσο, παρουσιάζεται αδύναμη σε αναπαραστάσεις των κλάσεων mammal και other. Αντίθετα, τις αδυναμίες της μεθόδου, φαίνεται πως καλύπτει το μοντέλο πρόβλεψης που αναπτύσσεται βάση του αλγορίθμου MLP. Το ίδιο ανταποκρίνεται πολύ καλύτερα στα στοιχεία που αντιστοιχίζονται στην κλάση weed, ενώ παρουσιάζει αρκετές βελτιώσεις στην κλάση mammal και λιγότερες στην κλάση other.

Όσον αφορά την απόδοση του δείκτη NDVI μέσω του χάρτη βλάστησης, οι πορτοκαλί τόνοι, εκφράζουν τις περιοχές χαμηλότερης περιεκτικότητας σε υγιή βλάστηση ενώ οι πρασινωποί τόνοι αντιστοιχούν σε περιοχές με υψηλά ποσοστά υγιούς βλάστησης, που συγκεντρώνονται στις κλάσεις weed και crop. Κατά παρόμοιο τρόπο, όσον αφορά το Ψηφιακό Μοντέλο Επιφάνειας, οι χαμηλότερες αποστάσεις από την επιφάνεια της γης, εκφράζονται με σκούρους μπλε τόνους, ενώ σταδιακά, εφόσον αυξάνεται το εν λόγω υψόμετρο, το ίδιο αποτυπώνεται με ανοιχτότερες πρασινοκίτρινες αποχρώσεις.

6.2 Απόδοση

Συγκρίνοντας τις μήτρες σύγχυσης των αλγορίθμων που αναπτύχθηκαν, γίνεται αντιληπτή η απόδοση των ίδιων στην ανίχνευση της εκάστοτε κατηγορίας στοιχείων και γενικότερα, σε όλο το σύνολο πληροφορίας. Η χρήση του αλγορίθμου Random Forest, κρίνεται αποδοτική στις κλάσεις non-class, weed, crop και field, ενώ οι αδυναμίες στην ανίχνευση των κλάσεων other και mammal γίνονται αντιληπτές και μέσω του πίνακα. Βελτιωτικά, ο αλγόριθμος MLP, παρουσιάζει ικανοποιητικά ποσοστά στην ανίχνευση των στοιχείων της κλάσης mammal, ενώ επιτυγχάνει ποσοστιαία αύξηση στην κατηγορία other των κλάσεων. Δικαιολογημένα λοιπόν, τα ποσοστά precision, recall και f1 score εμφανίζουν αυξημένες τιμές και στις δύο περιπτώσεις αλγορίθμων, με διάκριση της απόδοσης του αλγορίθμου MLP έναντι του Random Forest, κατά 2%.

Πίνακας 14: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 4

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	182525	1	0	1	0	1
weed	0	16319	0	0	6	7968
other	0	1	0	0	11	3543
mammal	0	0	0	1	3	99
crop	0	4	0	0	1322	199
field	1	3970	0	0	810	235315

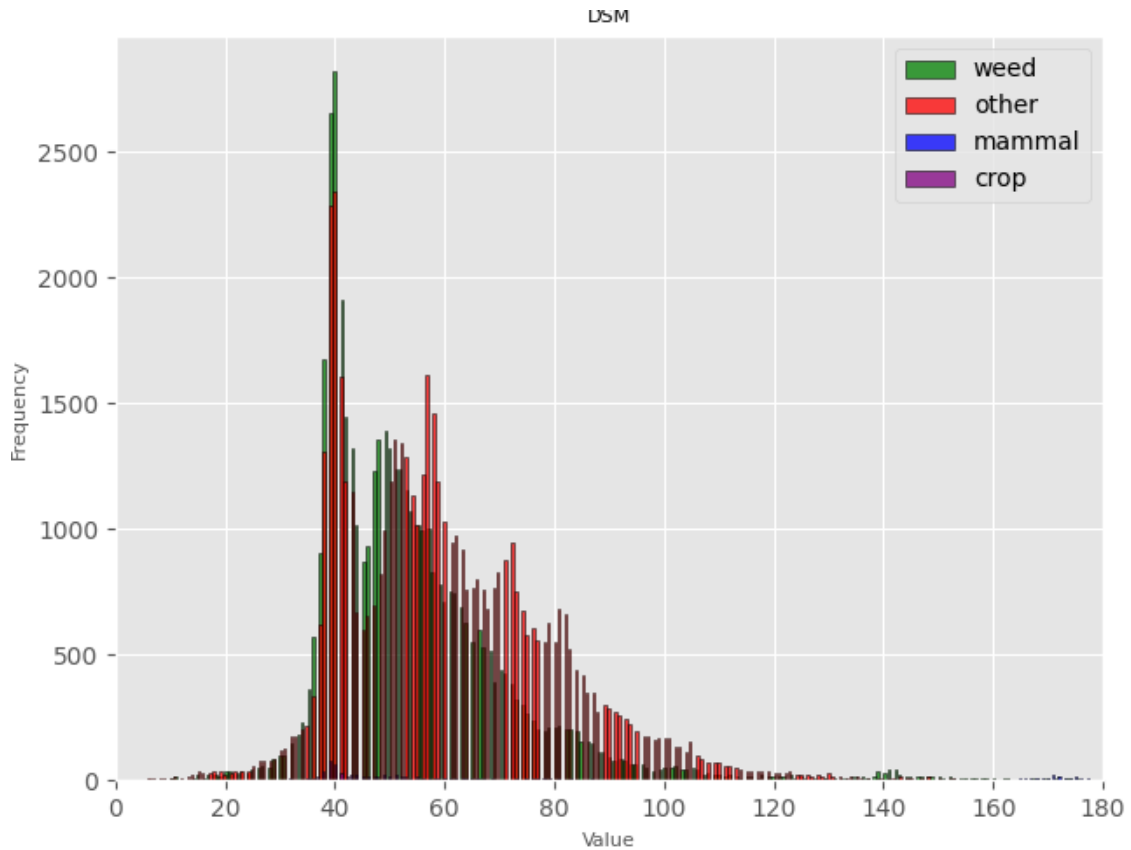
MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	182449	2	0	2	0	75
weed	0	21702	0	0	0	2591
other	0	0	175	0	0	3380
mammal	0	0	0	53	0	50
crop	0	0	0	0	1169	356
field	2	845	290	98	119	238742

Κλάση	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	0.80	0.67	0.73	0.96	0.89	0.93
other	0.00	0.00	0.00	0.38	0.05	0.09
mammal	0.50	0.01	0.02	0.35	0.51	0.41
crop	0.61	0.87	0.72	0.91	0.77	0.83
field	0.95	0.98	0.97	0.97	0.99	0.98

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.96			0.98
macro avg	0.65	0.59	0.57	0.76	0.70	0.71
weighted avg	0.95	0.96	0.96	0.98	0.98	0.98

6.3 Διαγραμματική Απεικόνιση

Ψηφιακό Μοντέλο Επιφάνειας - DSM

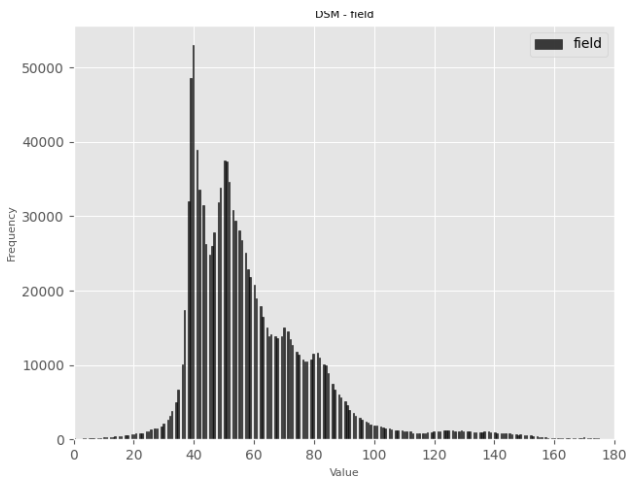
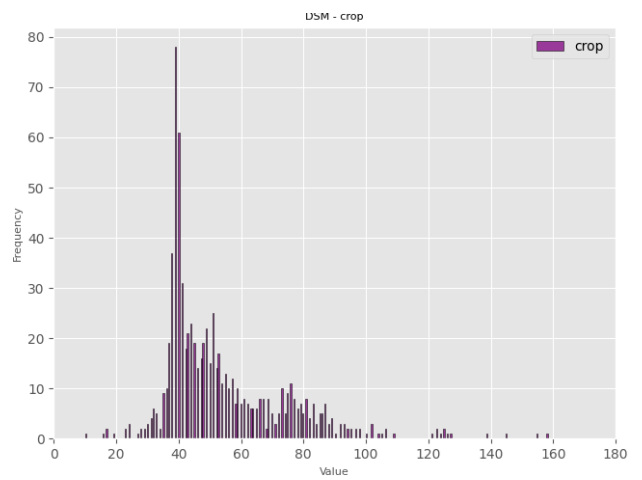
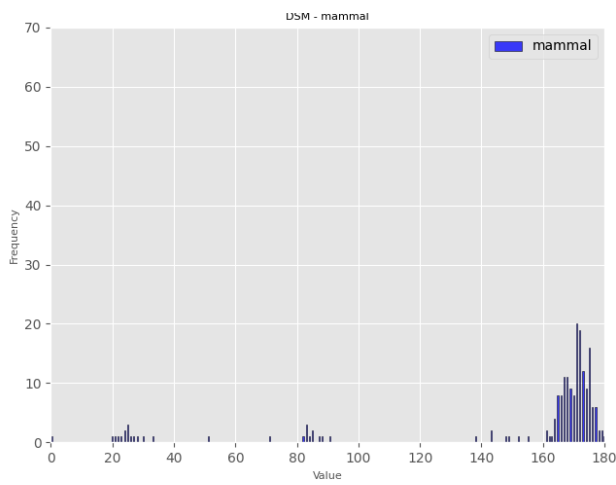
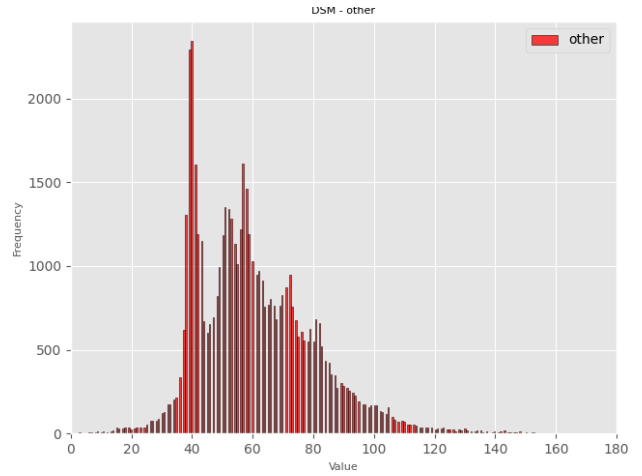
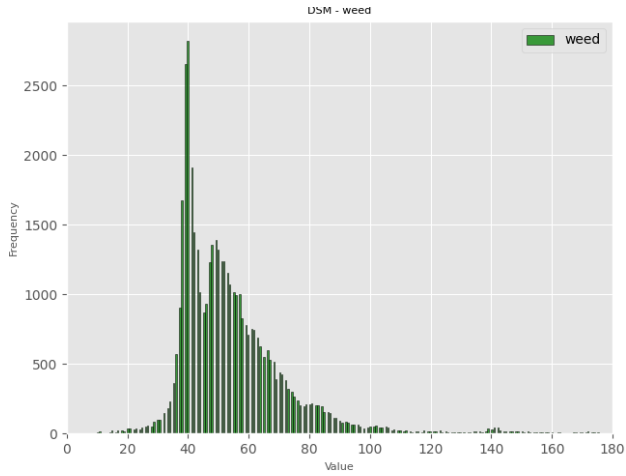


Διάγραμμα 5: Ιστόγραμμα DSM εικόνας

Το παραπάνω ιστόγραμμα αποτελεί χαρακτηριστικό δείγμα ανάλυσης των εικονοστοιχείων ενός DSM ορθομωσαϊκού. Κάθε κλάση αναπαρίσταται με το χρώμα που της αναλογεί σε κάθε Ground Truth απεικόνιση. Ο οριζόντιος άξονας εκφράζει τις τιμές που αντιστοιχούν σε ένα οποιοδήποτε pixel της εικόνας, ενώ ο κάθετος άξονας εκφράζει το σύνολο των pixels σε όλο το εύρος της εικόνας, τα οποία αντιστοιχίζονται στην εκάστοτε τιμή.

Ανάλογα με το είδος της κλάσης, το εύρος των τιμών καλύπτει τις διάφορες περιοχές του ιστογράμματος, διαχωρίζοντας τις βασικές συμπεριφορές των κλάσεων βάσει της απόστασης που εμφανίζουν από την επιφάνεια της γης. Παρακάτω, παρουσιάζονται διαδοχικές απεικονίσεις, που αφορούν ξεχωριστά τα ιστογράμματα της εκάστοτε κλάσης, συγκριτικά με τα Ψηφιακά Μοντέλα Επιφάνειας.

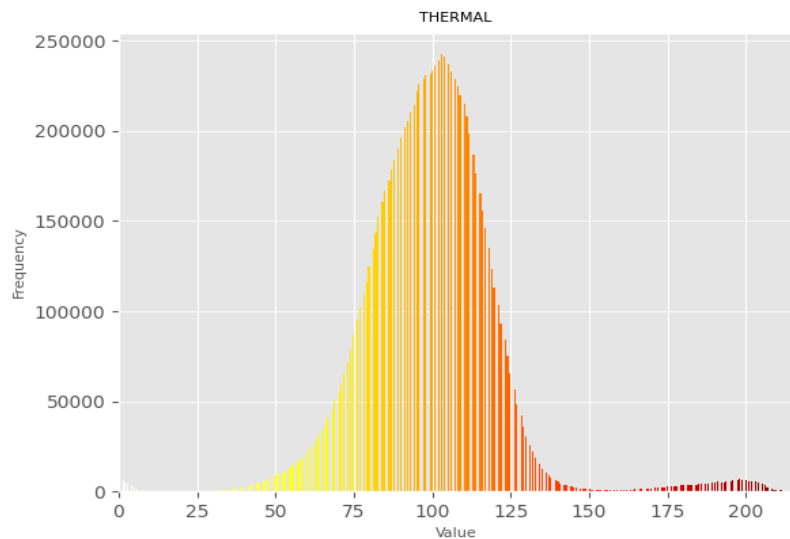
Πίνακας 15: Ιστογράμματα DSM εικόνων συναρτησει κλάσεων 1.1 weed 1.2 other 2.1 mammal 3.1 crop 4.1 field



Θερμική Αναπαράσταση - THERMAL

Τα αποτελέσματα που εξάγονται από την λήψη θερμικών φωτογραφιών, λειτουργούν επικουρικά στην ερμηνεία των χαρακτηριστικών του αγροκτιήματος και στην διαχείριση τους. Ο παράγοντας της υγρασίας, ή η ανίχνευση σωμάτων μέσω της θερμοκρασίας που εμφανίζουν, επιτυγχάνεται με την ανάλυση των τιμών των pixels που περιλαμβάνονται σε οποιαδήποτε περιοχή ενδιαφέροντος. Η εν λόγω ανάλυση, προσεγγίζεται με την μορφή ιστογράμματος, το οποίο περιλαμβάνει το πλήθος εικονοστοιχείων ανά τιμή θερμοκρασίας. Ο οριζόντιος άξονας εκφράζει την τιμή θερμοκρασίας που εμφανίζει ένα οποιοδήποτε pixel της εικόνας, ενώ ο κάθετος άξονας εκφράζει το σύνολο των pixels που αντιστοιχίζονται στην τιμή αυτή.

Για λόγους ευκρίνειας, η χρωματική αντιστοίχιση εξελίσσεται προοδευτικά, αποδίδοντας σκουρότερους τόνους στις υψηλότερες συγκριτικά θερμοκρασίες και υποδηλώνοντας την ύπαρξη πιθανής δραστηριότητας στις αντίστοιχες περιοχές. Παρακάτω, παρουσιάζεται ενδεικτικό ιστόγραμμα, όπως αυτό διαμορφώνεται μέσω της ανάλογης θερμικής ορθοφωτογραφίας.



Διάγραμμα 6: Ιστόγραμμα Θερμικής Εικόνας

Κεφάλαιο 7: Συμπεράσματα και Μελλοντικές Επεκτάσεις

Η διατριβή αυτή αναπτύχθηκε στα πλαίσια διαχείρισης δεδομένων Γεωργίας Ακριβείας, στοχεύοντας στη συλλογή και αξιοποίηση πληροφορίας, που προέρχεται από πτήσεις μη επανδρωμένων αεροσκαφών. Η εφαρμογή Τεχνητής Νοημοσύνης στο εν λόγω πλαίσιο, επιτυγχάνει την ανάλυση των δεδομένων και την εξαγωγή αποτελεσμάτων. Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης και εφαρμογές Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων παρέχουν τη δυνατότητα επίλυσης προβλημάτων αναγνώρισης και εντοπισμού αντικειμένων, καθιστώντας ικανή την χρήση τους σε εφαρμογές πραγματικού χρόνου. Αποτέλεσμα της έρευνας, αποτελεί η εξαγωγή ενός συνόλου μοντέλων πρόβλεψης και γεωεντοπισμού της βλάστησης, για τον διαχωρισμό της από λοιπούς παράγοντες.

Ο διαχωρισμός των δεδομένων σε datasets κρίθηκε απαραίτητος για την οργάνωση τους, βάσει της προέλευσης και των διάφορων χαρακτηριστικών τους. Συγκεκριμένα, στατιστικά αποτελέσματα που αφορούν το πρώτο dataset, με βασικές πηγές πληροφορίας από εικόνες RGB, NDVI, DSM και Ground Truth, συγκεντρώνουν τιμές ακρίβειας της τάξεως του 98%, με την χρήση αλγορίθμων Random Forest και MLP αμφότερα. Οι δείκτες recall και f score, συγκεκριμένα για την κατηγορία του κρόκου, εμφανίζονται ικανοποιητικοί, με ποσοστά να κυμαίνονται μεταξύ 55 και 60% και για τους δύο αλγόριθμους, ενώ ο δείκτης precision εμφανίζει σχετικά υψηλά ποσοστά, της τάξης του 60-75%. Όσον αφορά το δεύτερο dataset, προερχόμενο από ορθομοσαϊκά της μορφής RGB, NDVI, NIR, REG και Ground Truth, η ακρίβεια λαμβάνει κατά μέσο όρο τιμές 98%, με την χρήση του αλγορίθμου Random Forest και 99% με την χρήση του αλγορίθμου MLP. Συγκριτικά με το πρώτο dataset, οι δείκτες precision, recall και f score για την κατηγορία του κρόκου, εμφανίζουν ελαφρά πτώση, ωστόσο οι ίδιοι δείκτες φαίνεται να υπερτερούν σε δευτερεύουσες κλάσεις λοιπών αντικειμένων. Τέλος, το τρίτο dataset, διαφοροποιημένο απ τα υπόλοιπα, λόγω της καλλιέργειας ζαχαρότευτλων και βασισμένο σε εικόνες RGB, NDVI, NIR, REG και Ground Truth, συγκεντρώνει συνολικά τα καλύτερα αποτελέσματα, με την ακρίβεια των μοντέλων να κυμαίνεται στο 98%. Οι δείκτες που διαμορφώνουν την αποτελεσματικότητα του μοντέλου, εμφανίζουν τιμές 67% και 0,61 για το precision των αλγορίθμων Random Forest και MLP, 72% και 69% για το recall και για το f score 63% και 68% αντίστοιχα.

Αναφορικά των εικόνων DSM και Thermal, το σύνολο των δεδομένων φαίνεται να καλύπτει ένα ενδιαμέσο εύρος τιμών, χωρίς ακραίες εκφάνσεις. Στα ιστογράμματα των DSM εικόνων, ο διαχωρισμός των κλάσεων, εξάγει αποτελέσματα σχετικά με την απόσταση που εμφανίζει κάθε κλάση από την επιφάνεια της γης. Όπως είναι φυσικό, κλάσεις όπως οι crop και weed εμφανίζουν παρόμοια συμπεριφορά με αυτή του ίδιου του χωραφιού, εφόσον τόσο τα ζιζάνια όσο και ο κρόκος,

αναπτύσσονται σε μικρό ύψος από το έδαφος. Κατηγορίες της κλάσης *other* που αφορούν το οδικό δίκτυο είτε πετρώματα του χωραφιού, εμφανίζουν κοινότυπα χαρακτηριστικά, ενώ στην κλάση αυτή, εύκολα διαχωρίζονται κτιριακές εγκαταστάσεις ή οχήματα που περιέχονται στον χώρο. Χαρακτηριστική αποτελεί η κλάση *mammal*, με τις τιμές της να ορίζονται σε ένα ξεκάθαρο εύρος, εξαιτίας υπόγειων στοών και λαγουμιών, που δημιουργούνται από την δράση των θηλαστικών. Τέλος, όσον αφορά τις θερμικές εικόνες, τα ιστογράμματα τους στοχεύουν κυρίως στην ανίχνευση υγρασίας ή την καταπολέμηση της ξηρασίας, χωρίς ωστόσο να ανιχνεύονται επικίνδυνες περιοχές στο σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήθηκαν κατά την έρευνα.

Συνολικά, ο όγκος της πληροφορίας που αξιοποιήθηκε στο παραπάνω πλαίσιο, καθώς και η εφαρμογή Μηχανικής Μάθησης και Μηχανικής Όρασης για την εξαγωγή κατάλληλων μοντέλων, φαίνεται πως απέδωσε ένα σημαντικά ικανοποιητικό αποτέλεσμα, αναφορικά με την διαχείριση των σύγχρονων καλλιεργειών. Όπως είναι φυσικό, τα περιθώρια βελτίωσης της εργασίας διατηρούνται ανοιχτά, με πιθανές μελλοντικές επεκτάσεις, είτε με την μορφή βελτίωσης των υπάρχοντων μοντέλων, είτε με την δημιουργία νέων, βάσει εξίσου τεχνολογικά προηγμένων μεθόδων. Πειραματική προσέγγιση που αφορά την βελτίωση των αλγορίθμων, αναπτύχθηκε ενδεικτικά, σε μέρος των ήδη υπάρχοντων δεδομένων, με τεχνικές εκτενούς αναζήτησης βέλτιστων παραμέτρων *Grid Search* και *Hyper Parameter Tuning*. Στις δοκιμές αυτές, οι ίδιες φαίνεται να επιτυγχάνουν προσεγγιστική αύξηση του *recall* κατά 10%. Συνεπώς, η περαιτέρω εξέλιξη της μεθόδου προς οποιαδήποτε κατεύθυνση και η ενίσχυση αυτής με την εισαγωγή νέων στοιχείων και καινοτομιών, θα εξασφάλιζε πολλαπλές προοπτικές στο κλάδο της Γεωργίας Ακριβείας, συνεισφέροντας σημαντικά στην περαιτέρω ενίσχυση της.

Παράρτημα Α

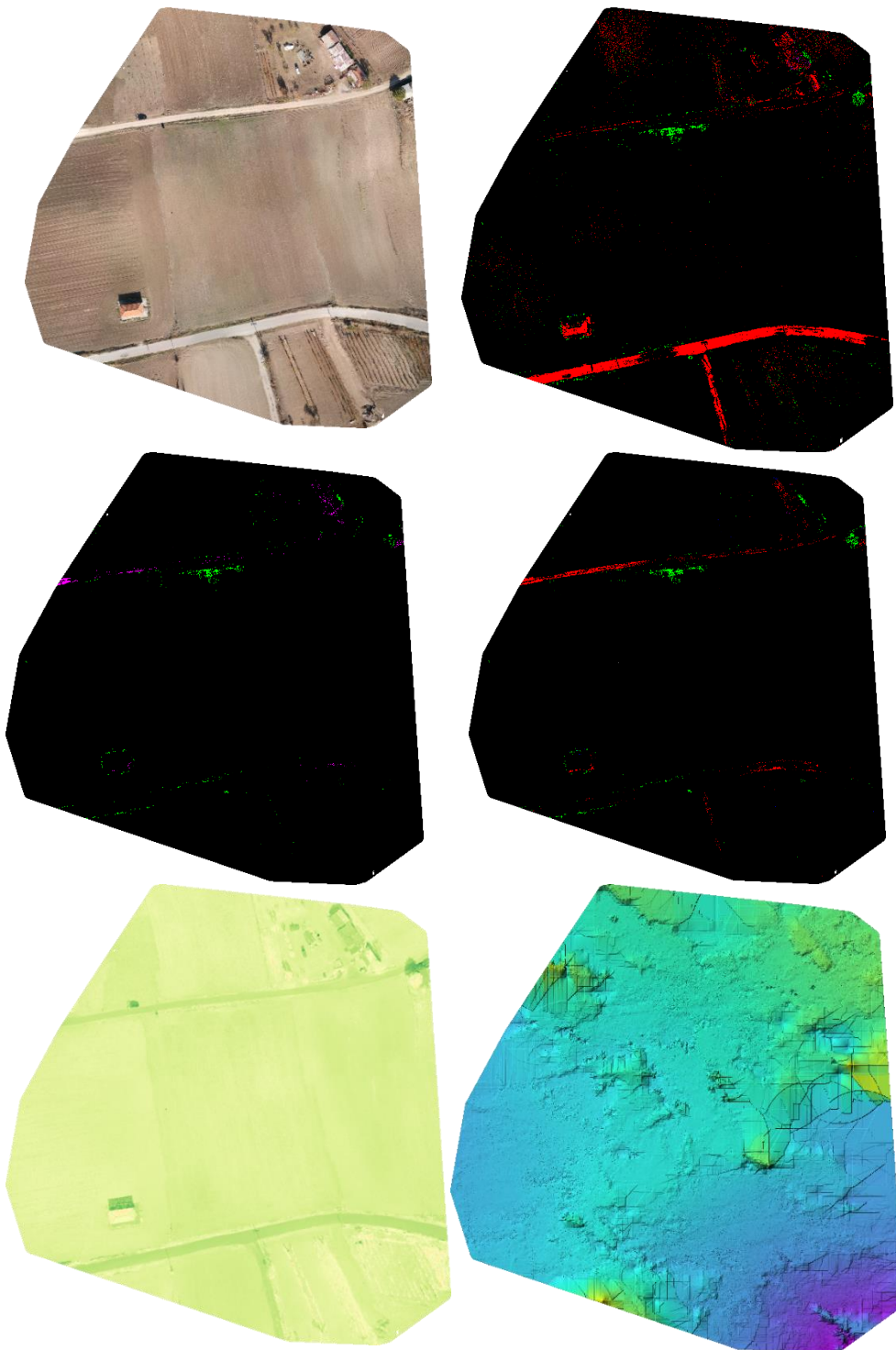
Ακρωνύμια και Συντομογραφίες

ARFF	Attribute-Relation File Format
DSM	Digital Surface Model
GIS	Geographic Information System
GPS	Global Positioning System
GPU	Graphics Processing Unit
IR	Infrared Radiation
KDD	Knowledge Discovery in Databases
MLP	Multilayer Perceptron
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NIR	Near Infrared Radiation
REG	Red Edge
RF	Random Forest
TPU	Tensor Processing Unit
UAV	Unmanned Aerial Vehicle
UV	Ultraviolet
Κ.α.	Και άλλα
Κ.λπ	Και λοιπά
Π.χ.	Παραδείγματος χάριν

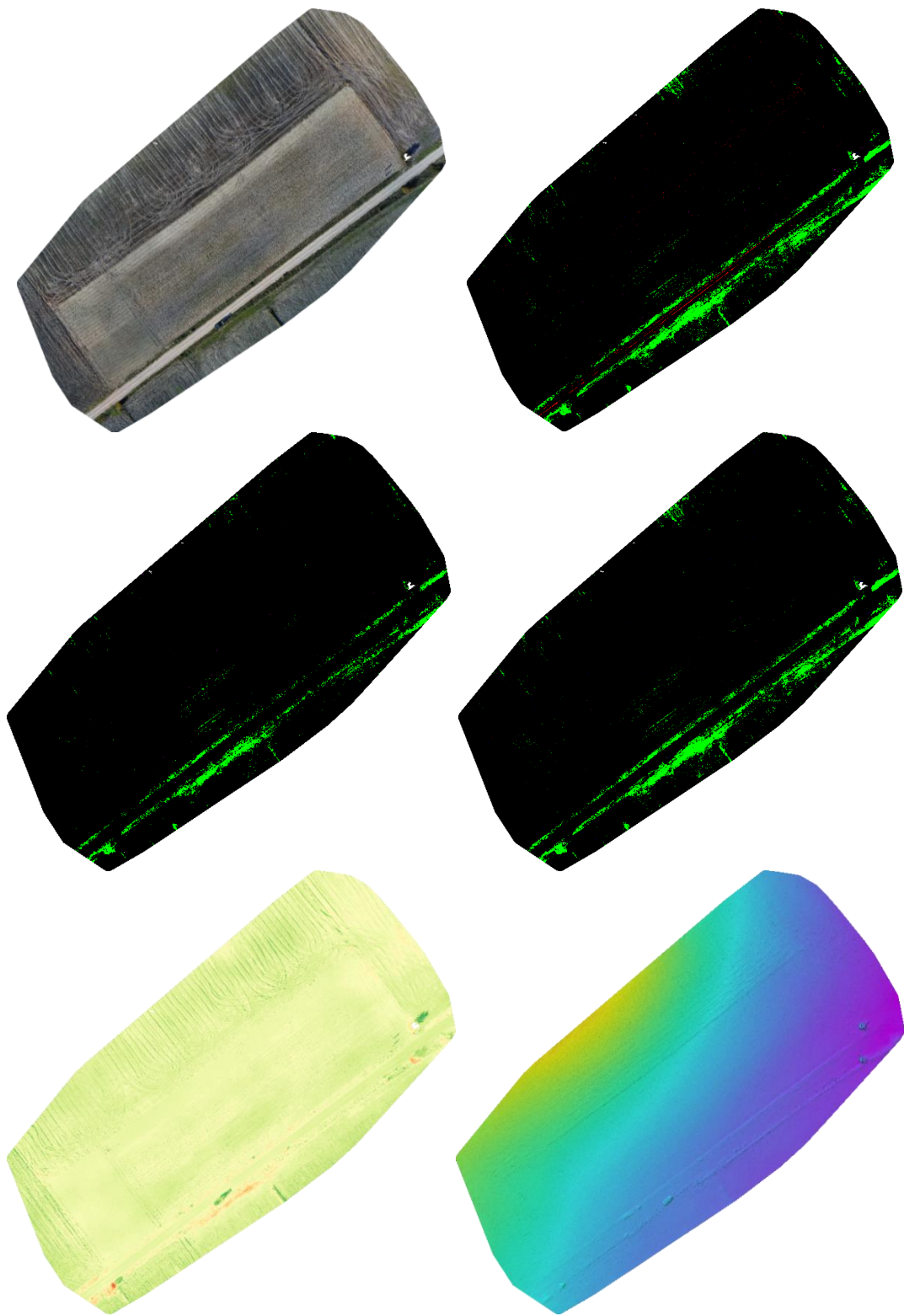
Παράρτημα Β

Dataset 1

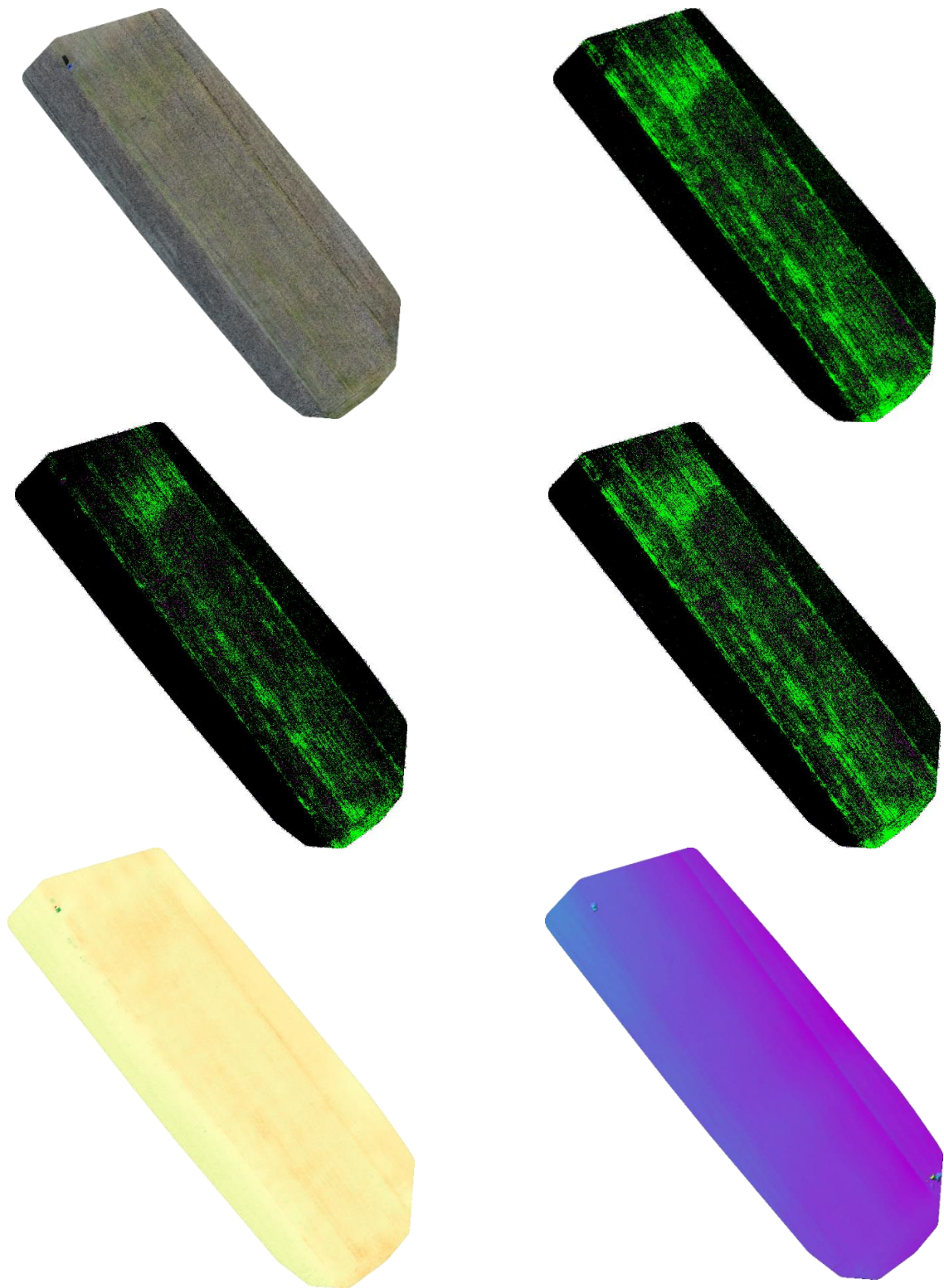
Πίνακας 16: Καλλιέργεια 1 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NDVI 3.2 DSM



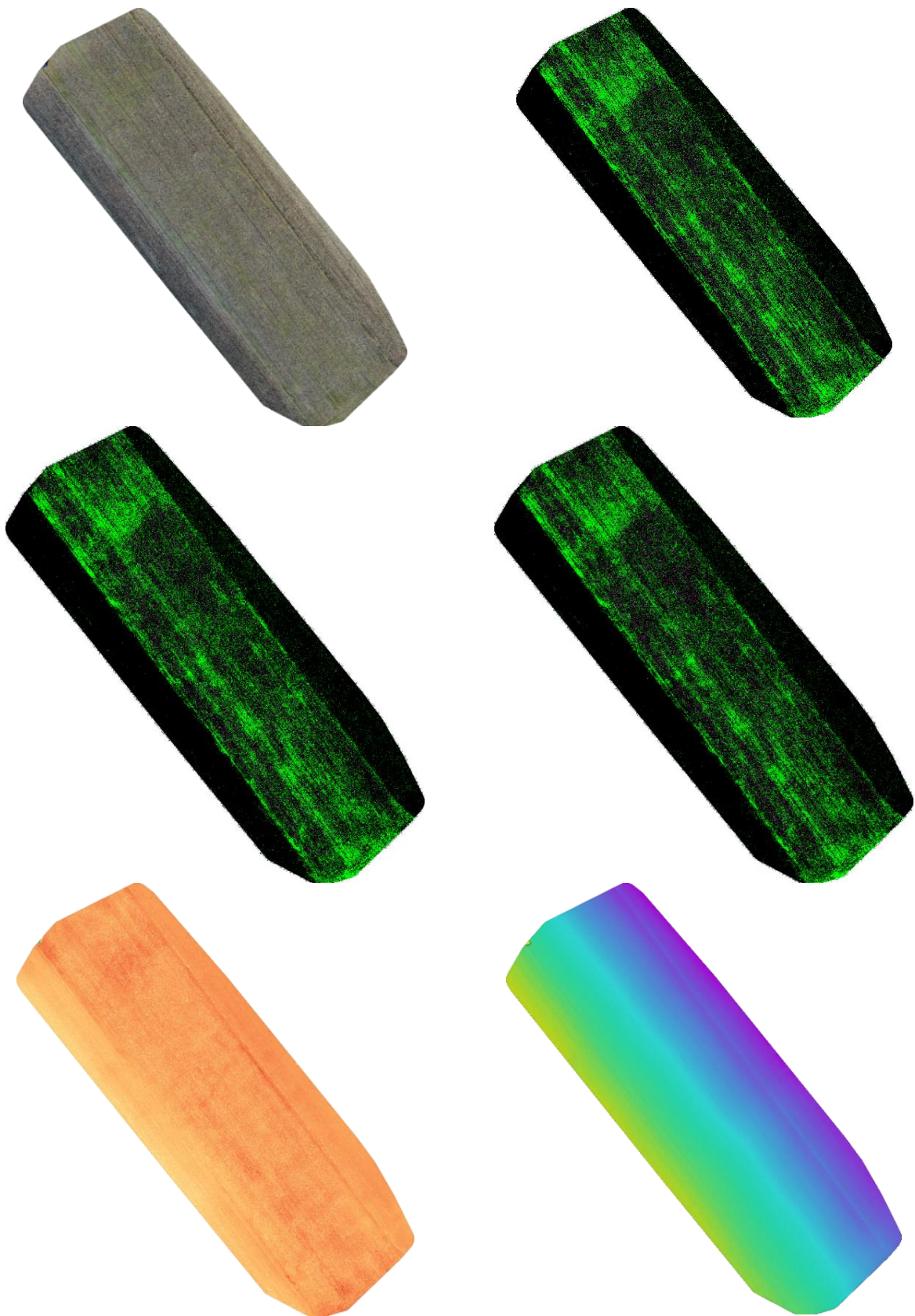
Πίνακας 17: Καλλιέργεια 2 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NDVI 3.2 DSM



Πίνακας 18: Καλλιέργεια 3 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NDVI 3.2 DSM

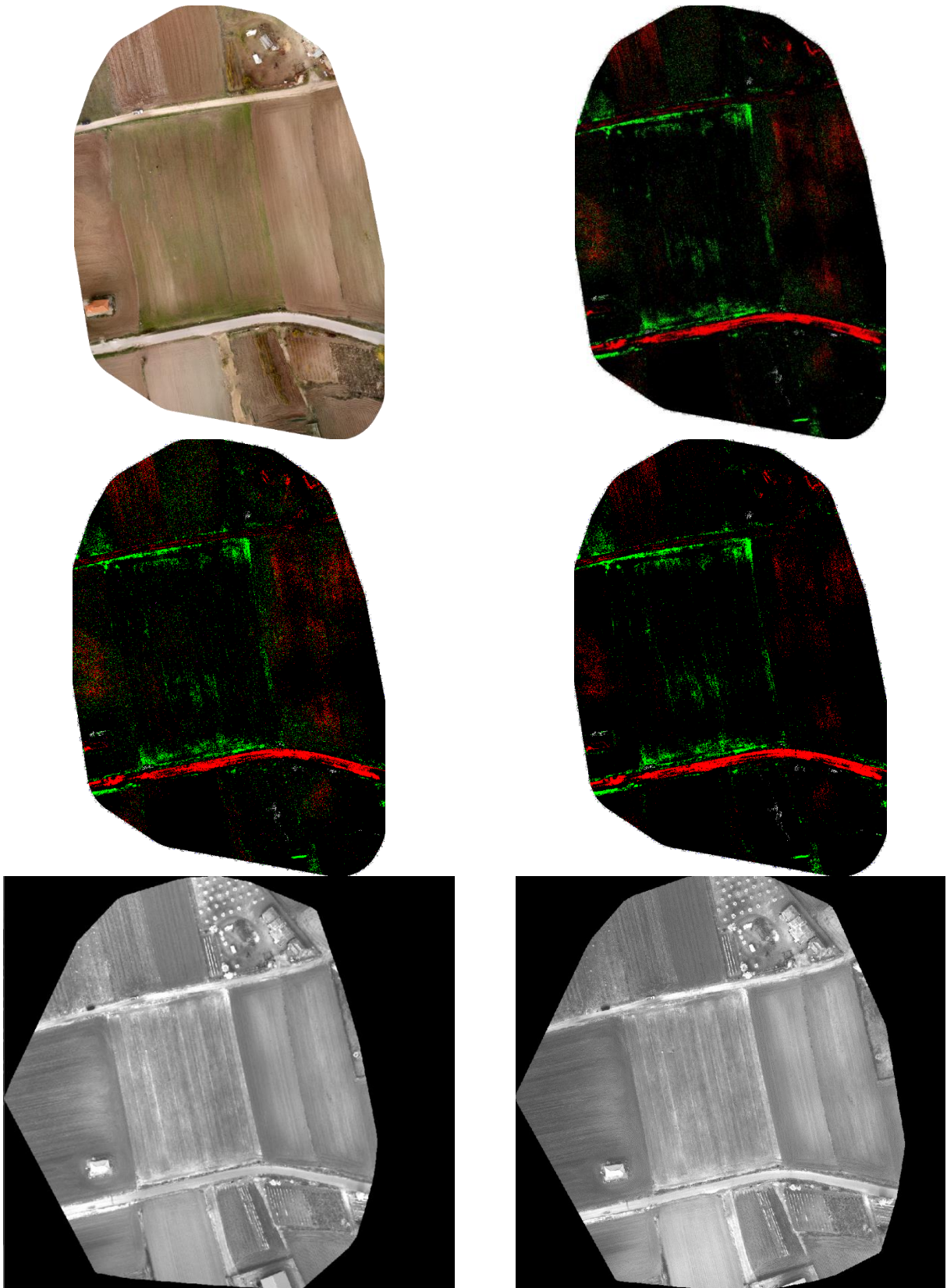


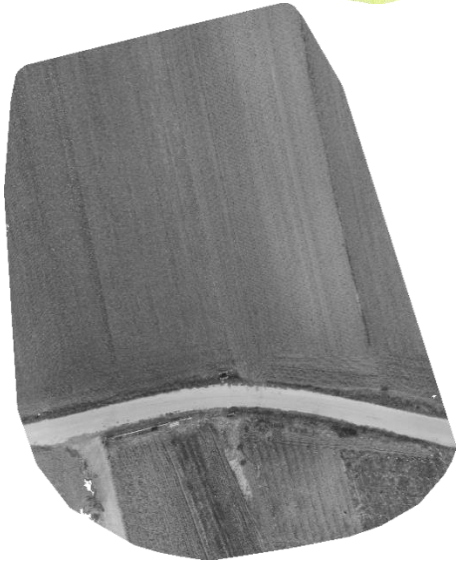
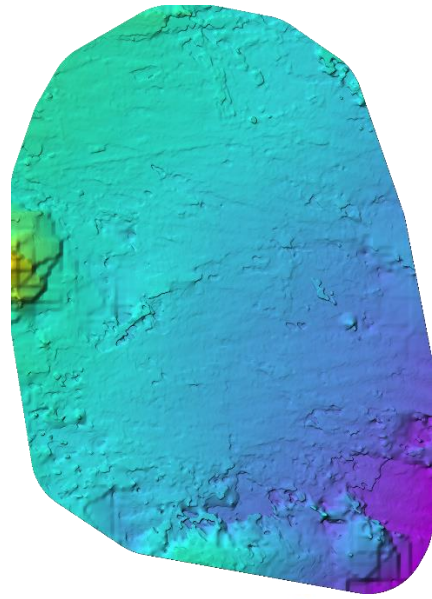
Πίνακας 19: Καλλιέργεια 5 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NDVI 3.2 DSM



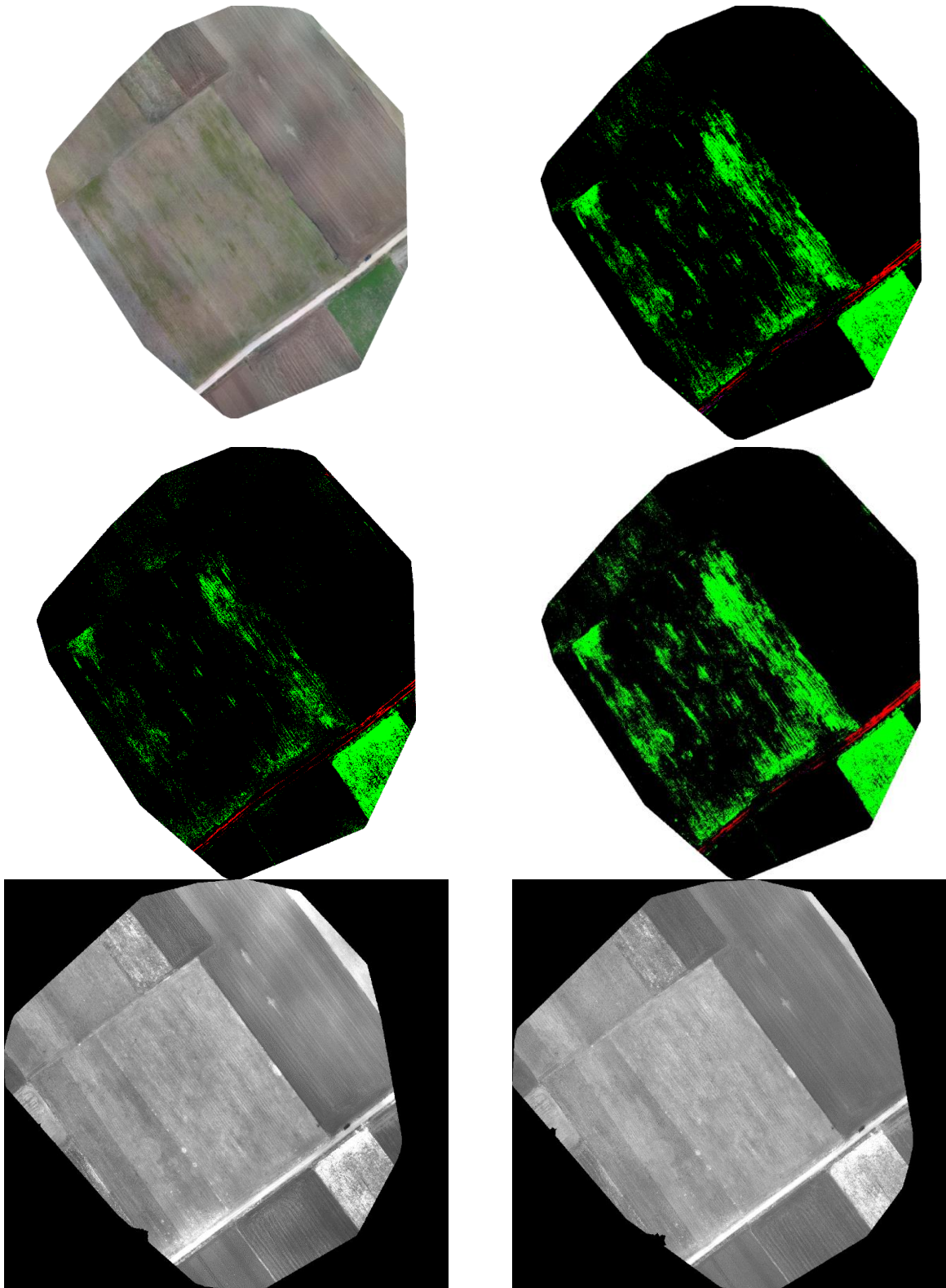
Dataset 2

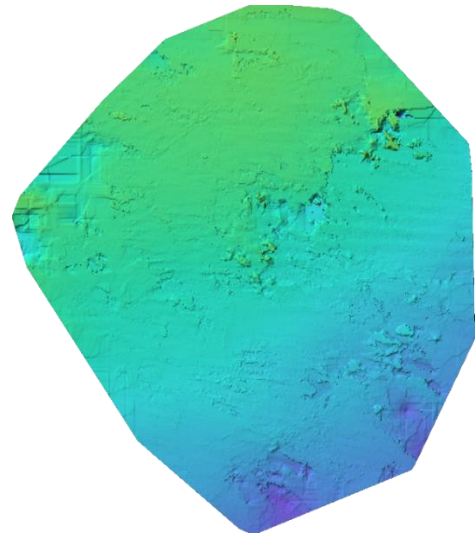
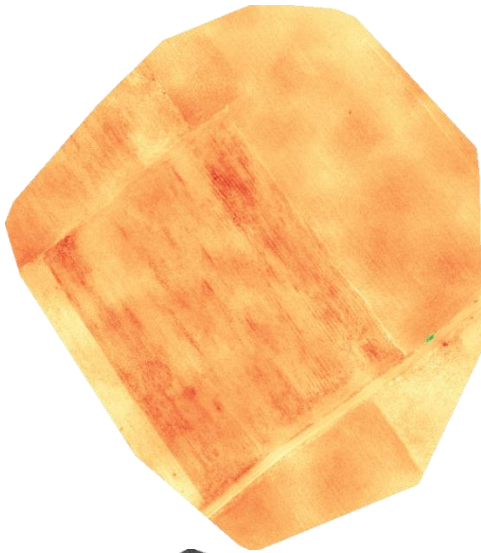
Πίνακας 20: Καλλιέργεια 6 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI 4.2 DSM 5.1 Thermal 5.2 Temperature Scale



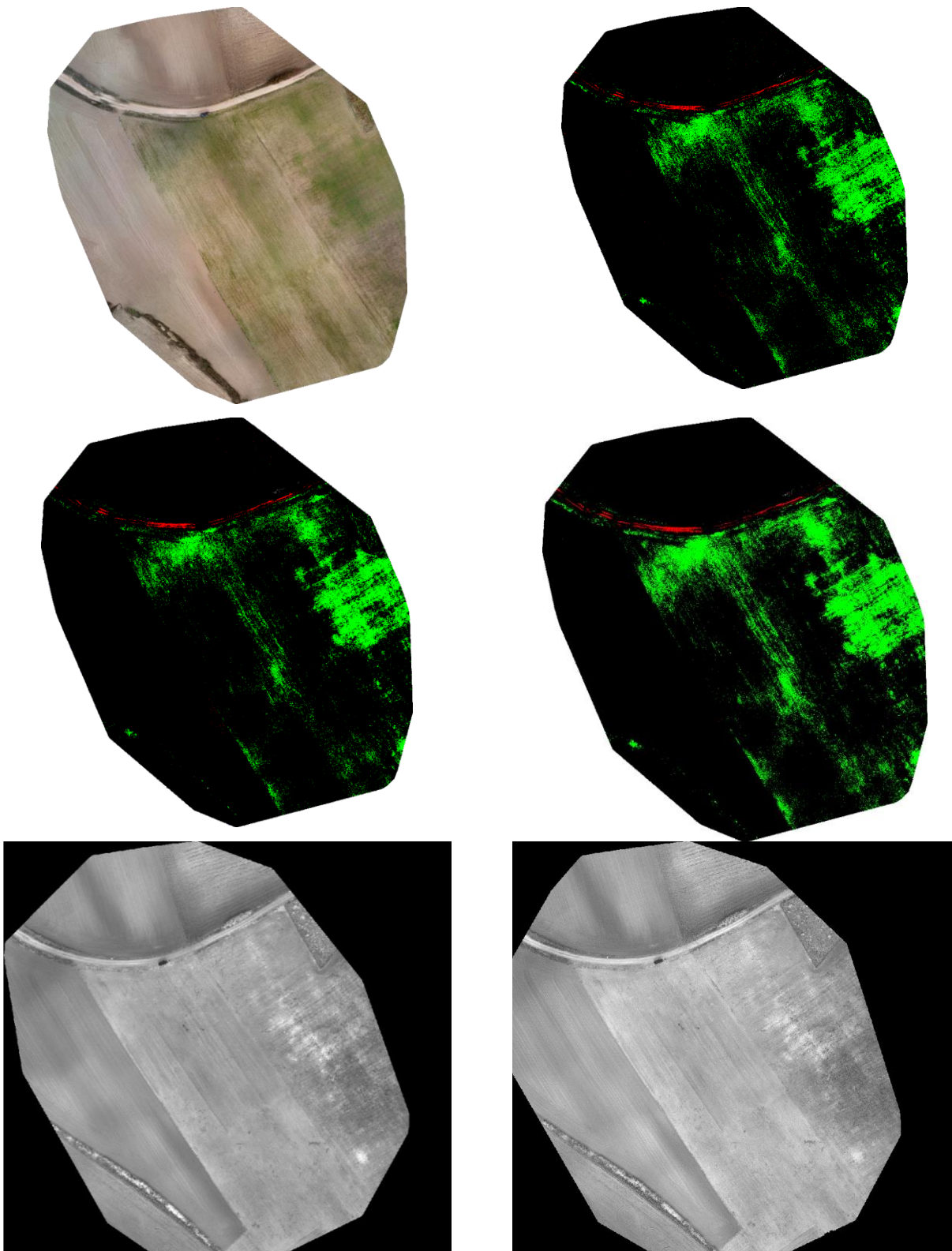


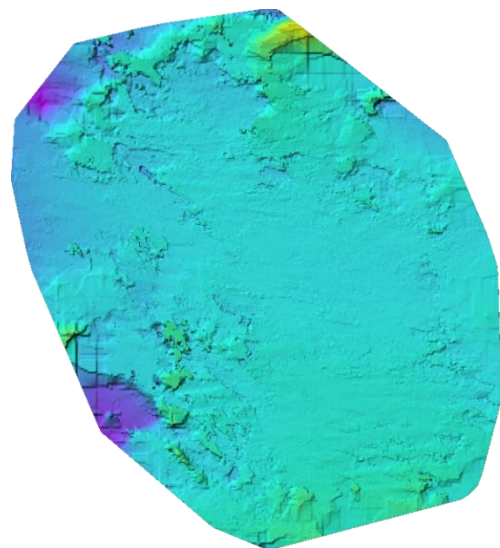
Πίνακας 21: Καλλιέργεια 7 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI 4.2 DSM 5.1 Thermal 5.2 Temperature Scale



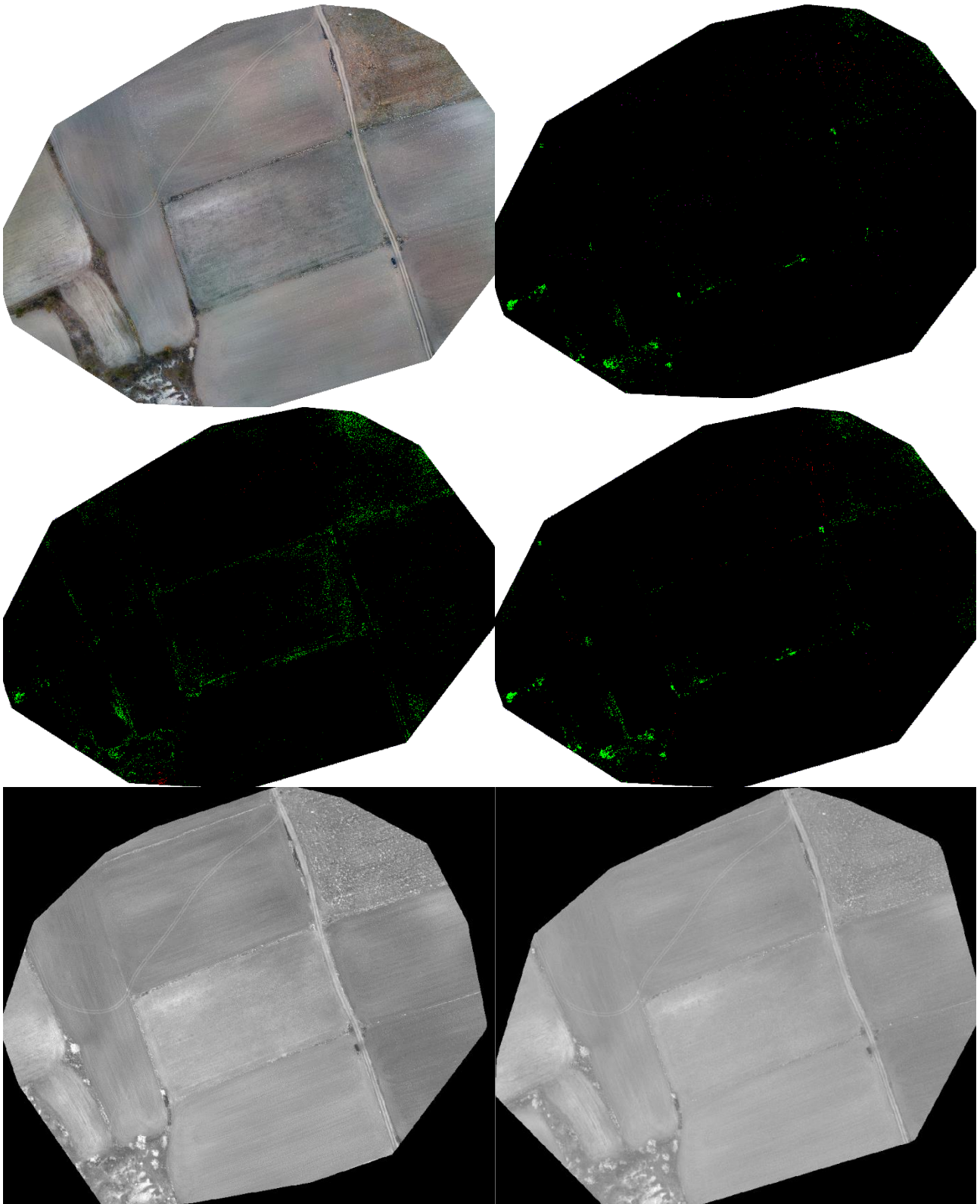


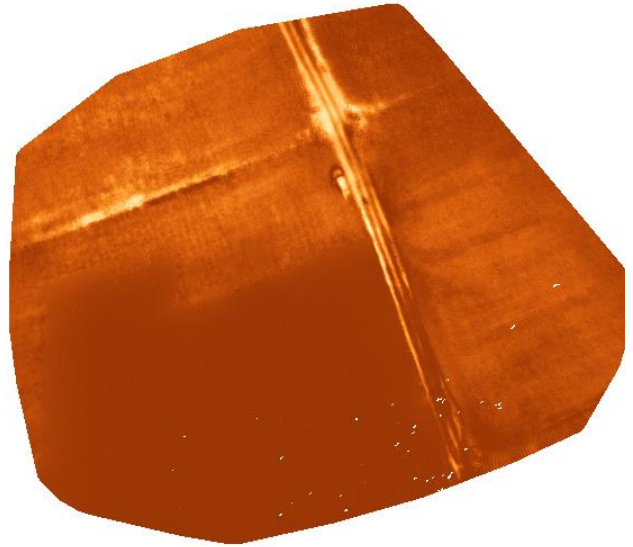
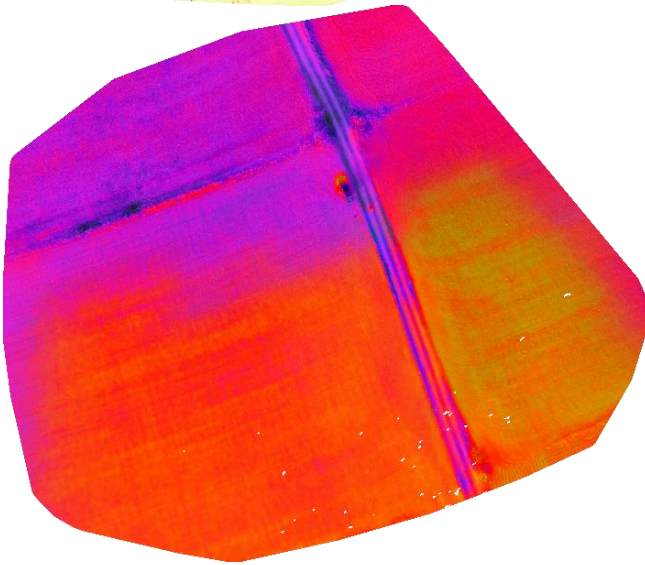
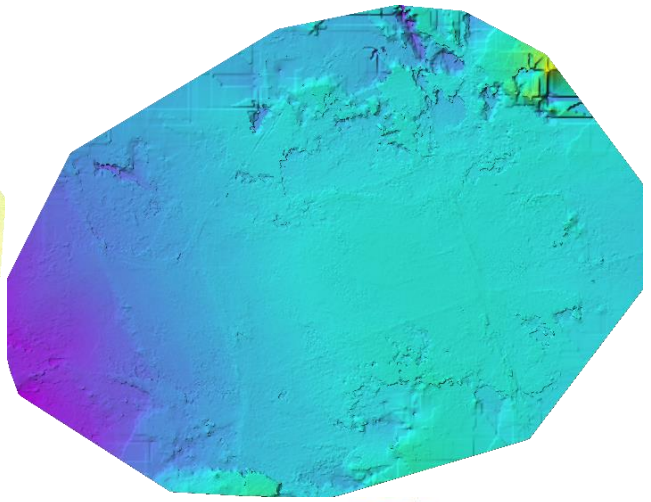
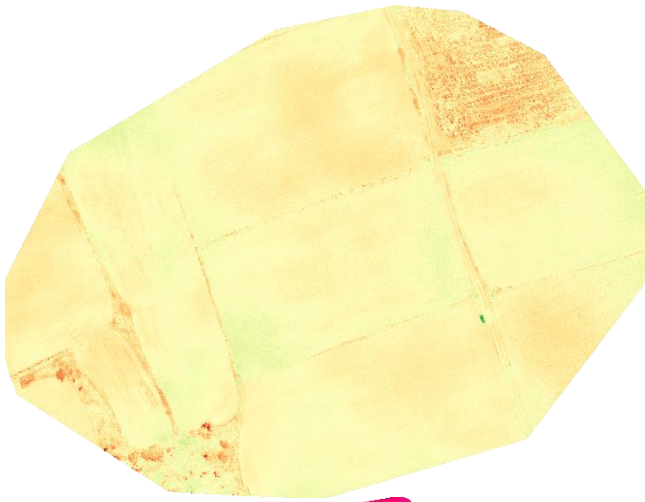
Πίνακας 22: Καλλιέργεια 8 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI 4.2 DSM 5.1 Thermal 5.2 Temperature Scale



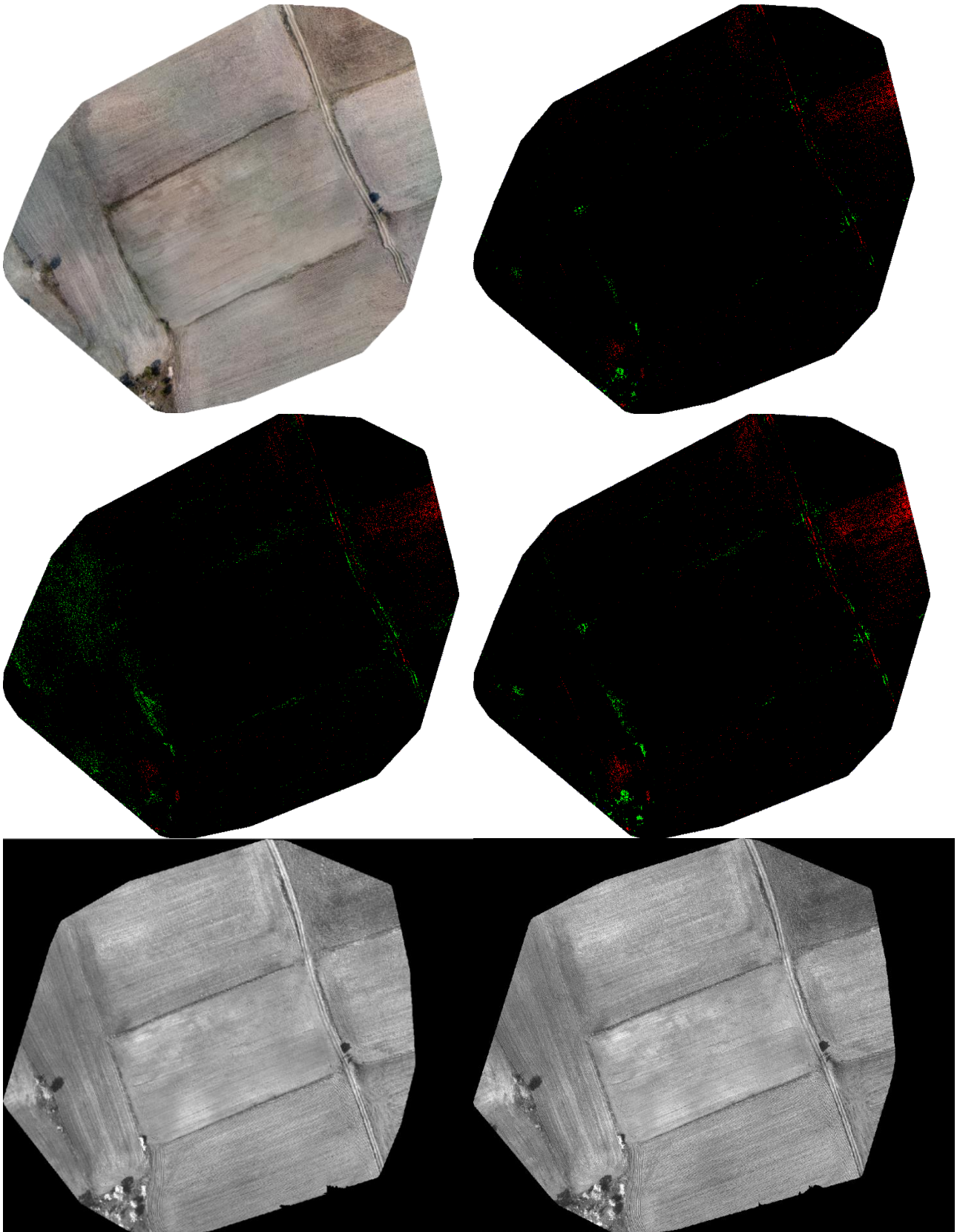


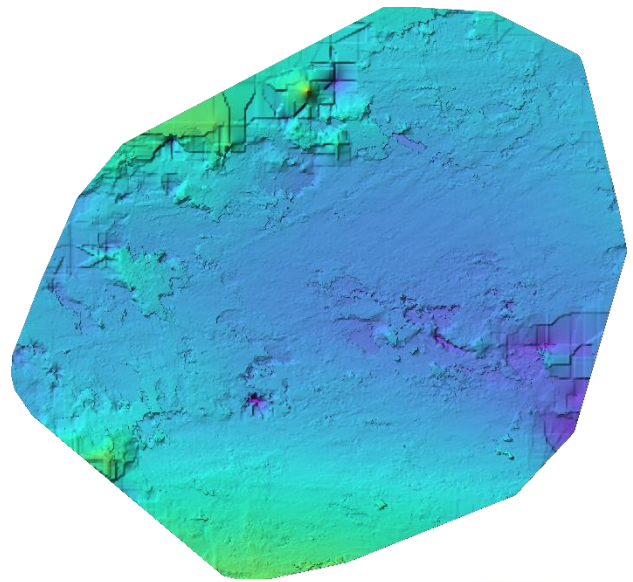
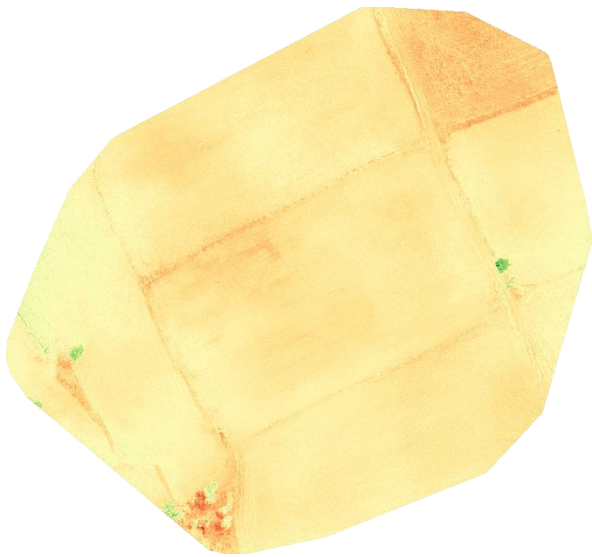
Πίνακας 23: Καλλιέργεια 9 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI 4.2 DSM 5.1 Thermal 5.2 Temperature Scale





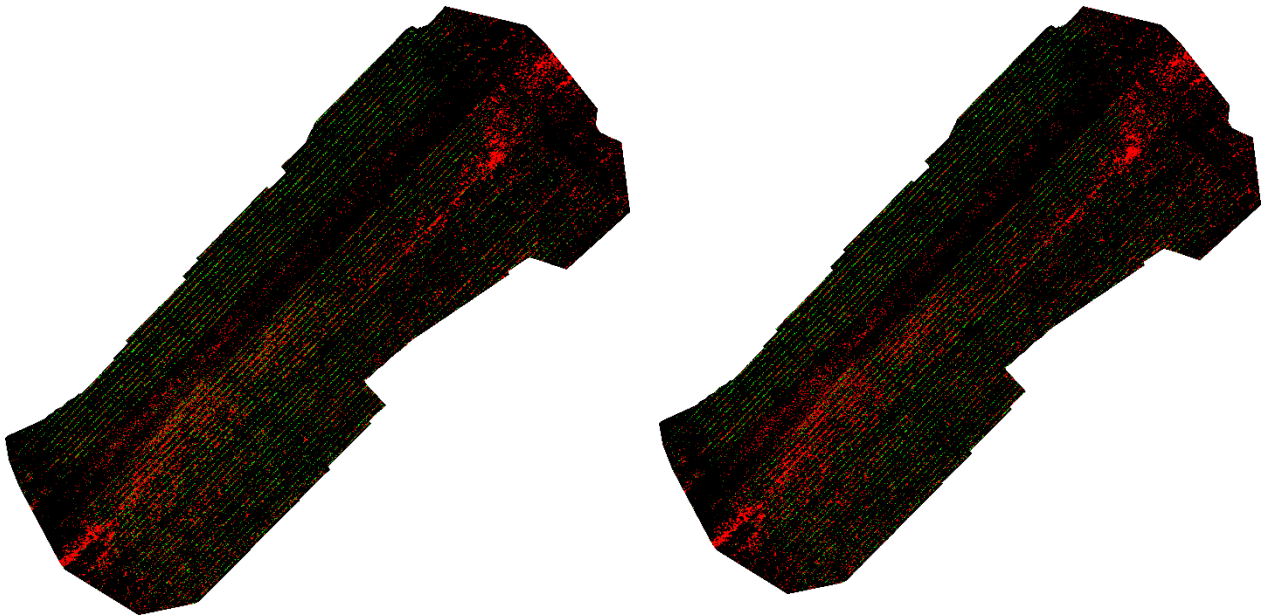
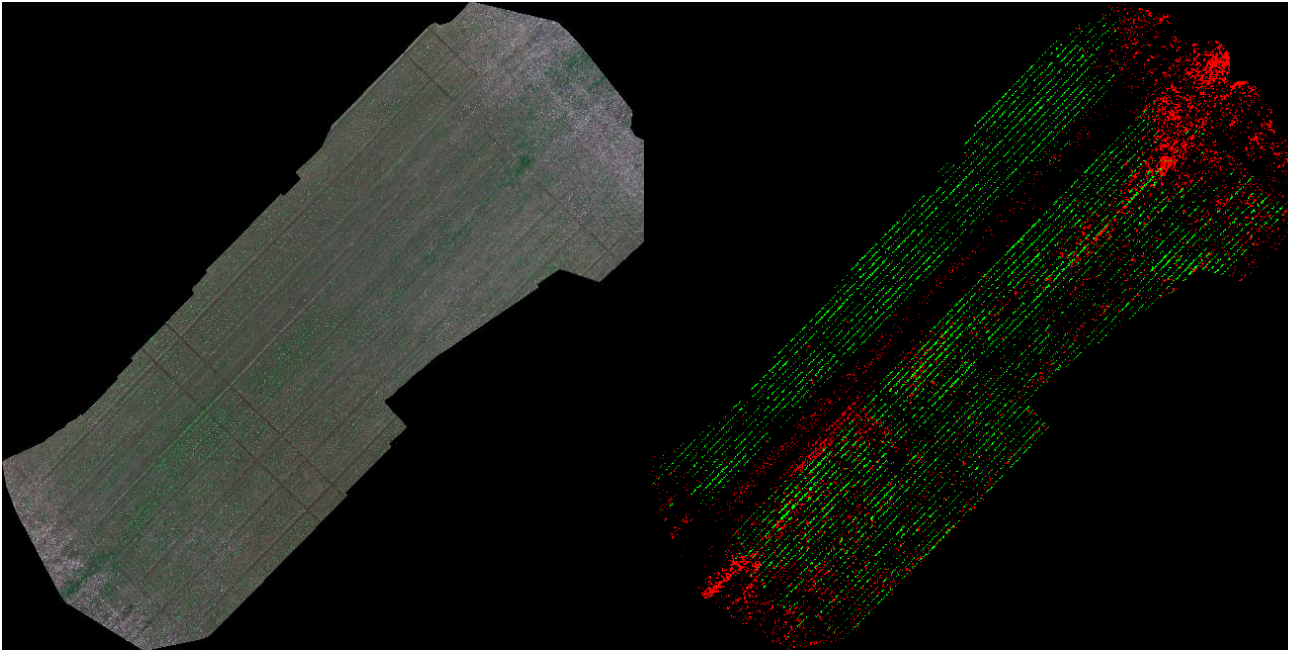
Πίνακας 24: Καλλιέργεια 10 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI 4.2 DSM 5.1 Thermal 5.2 Temperature Scale

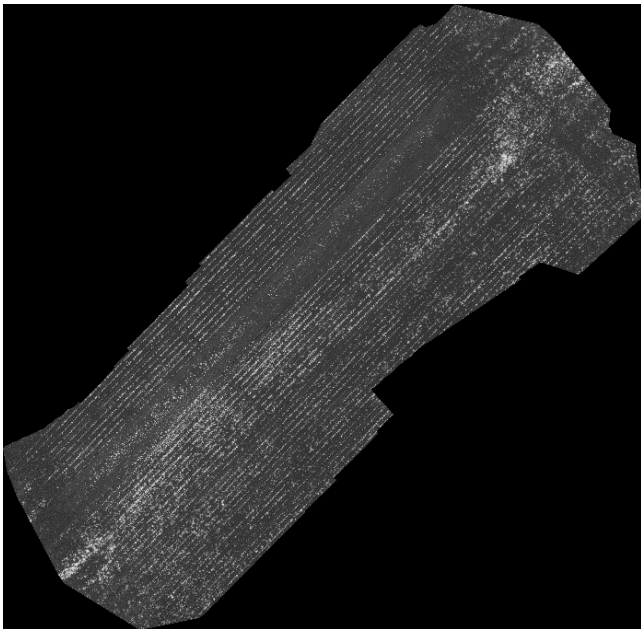
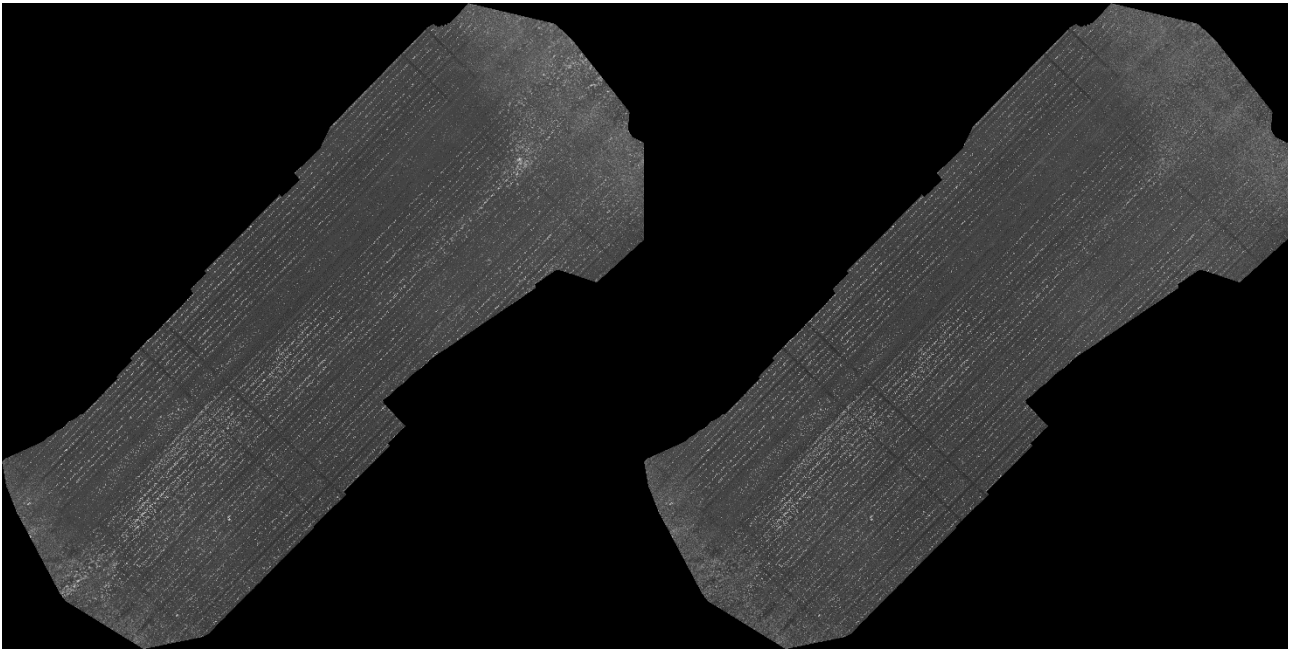




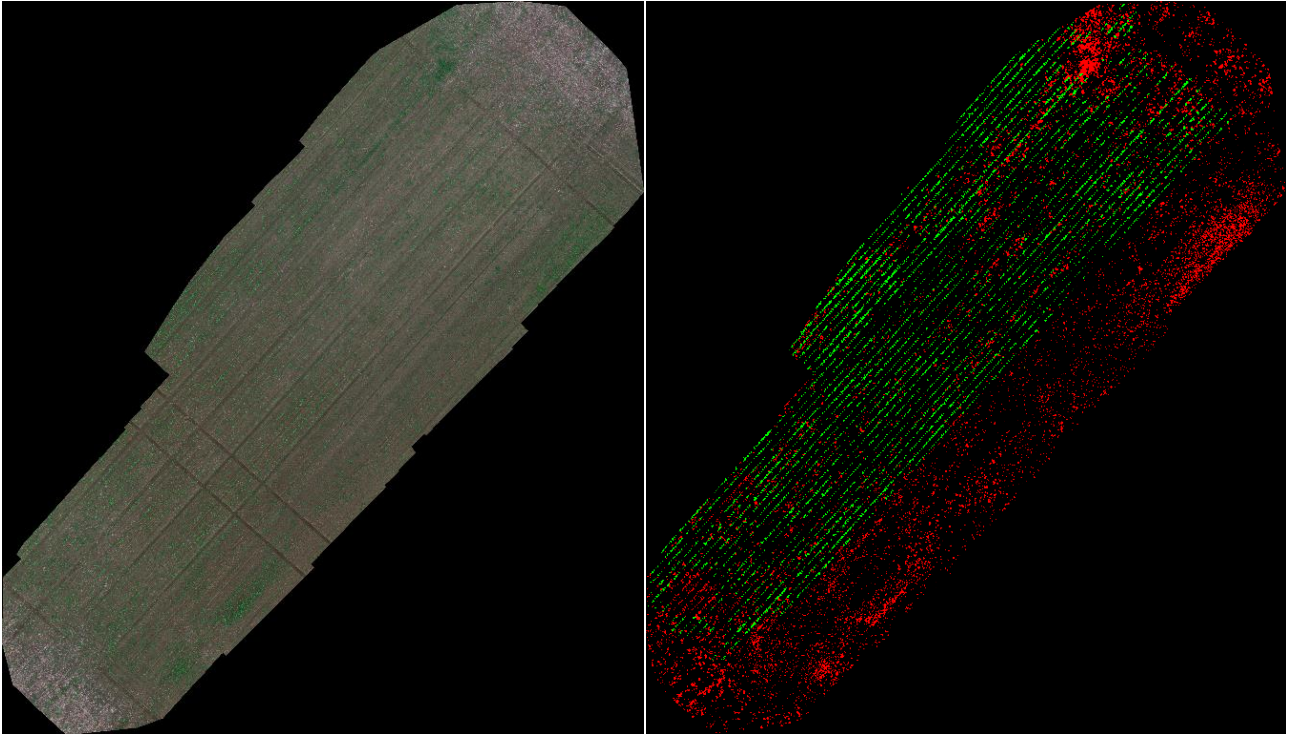
Dataset 3

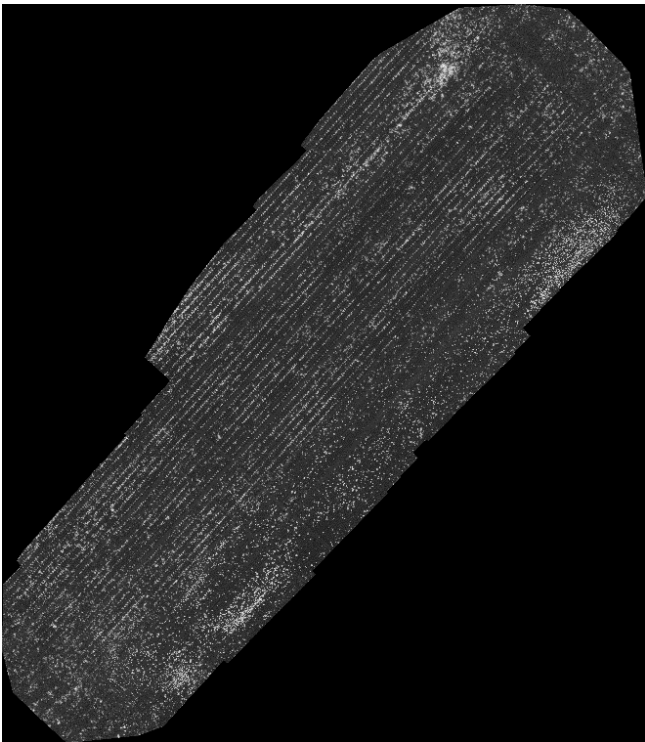
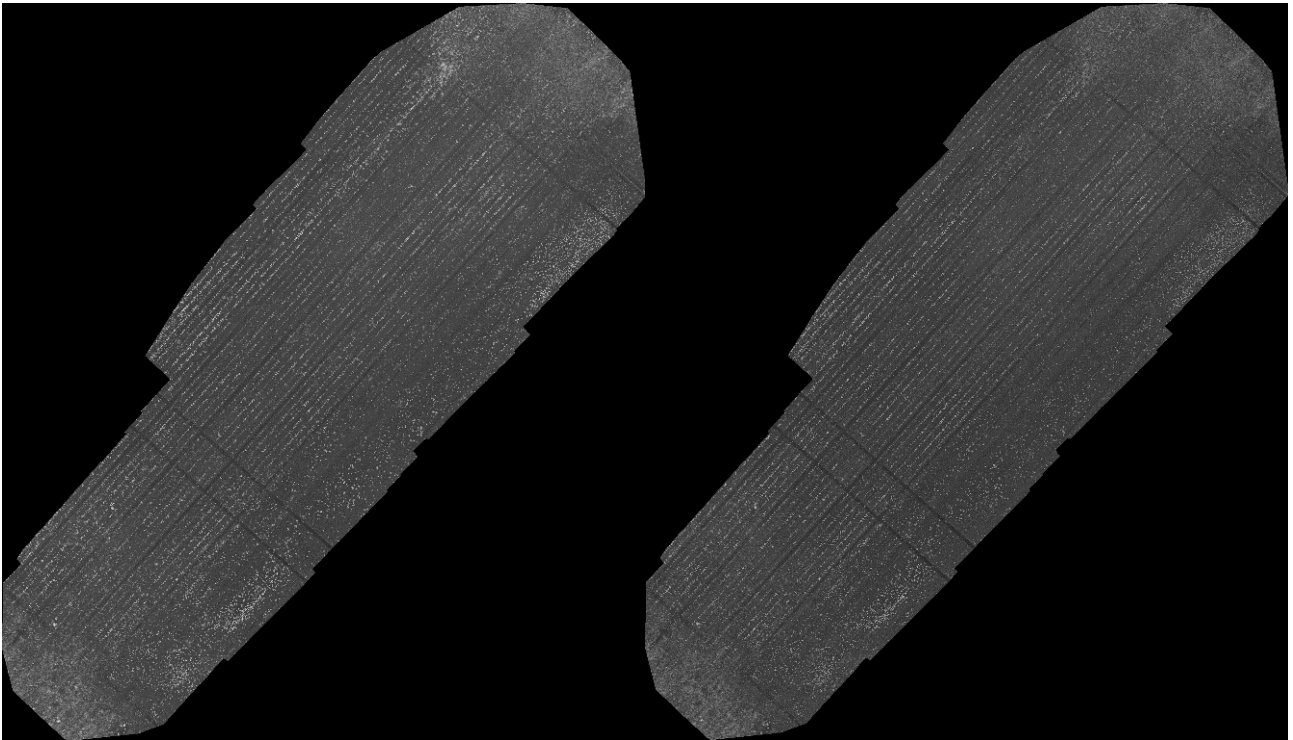
Πίνακας 25: Καλλιέργεια 11 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI



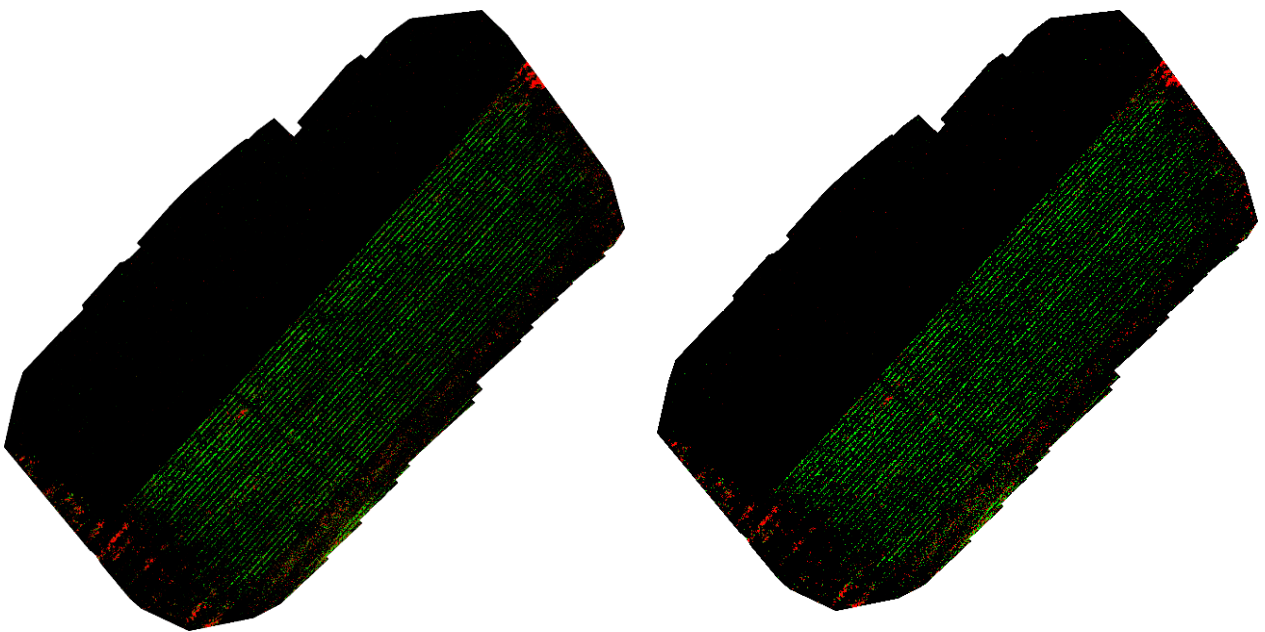
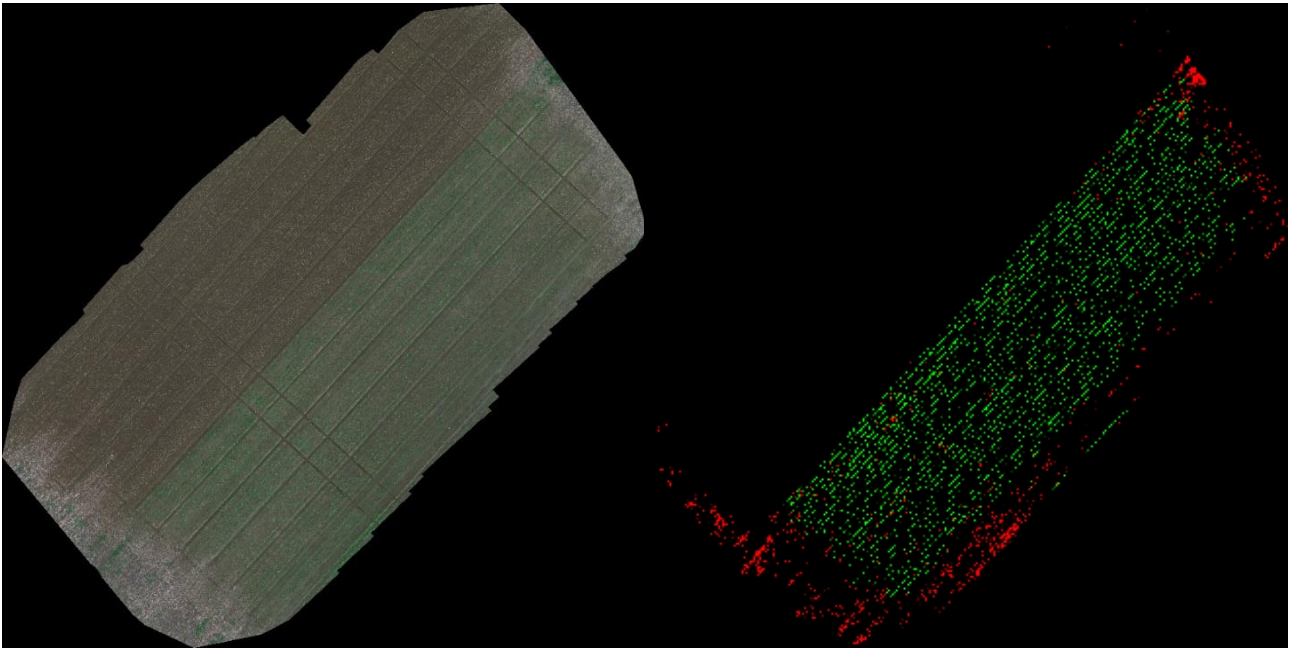


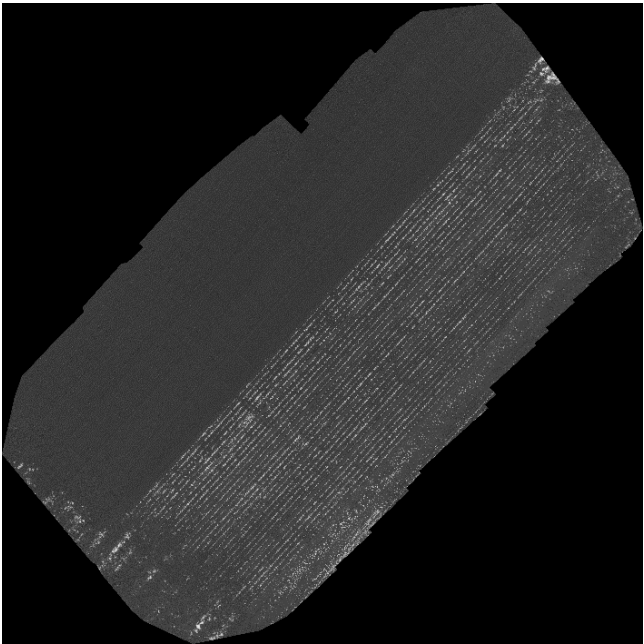
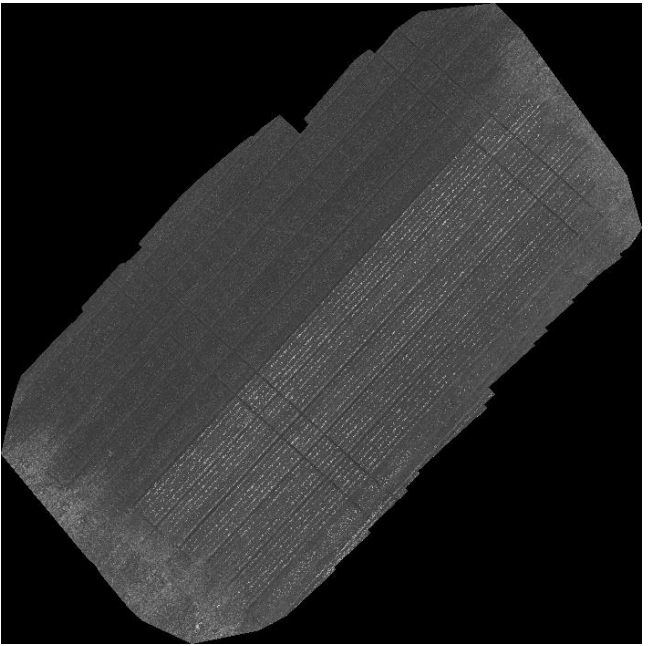
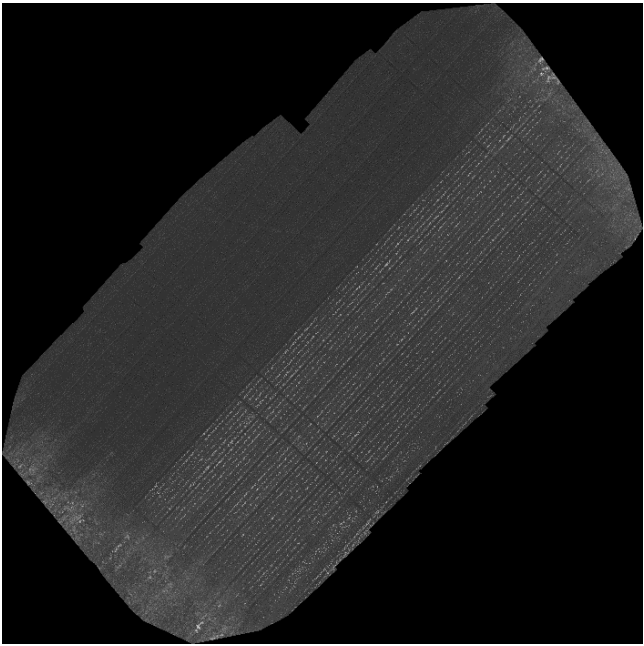
Πίνακας 26: Καλλιέργεια 12 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI



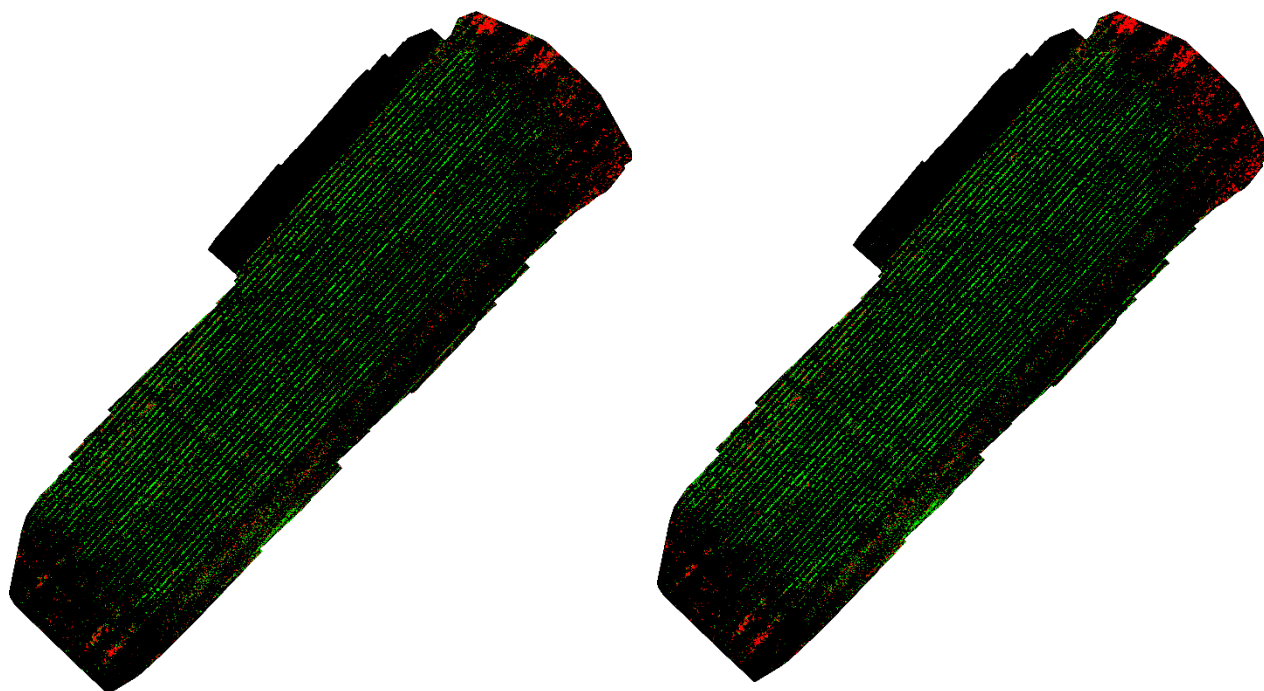
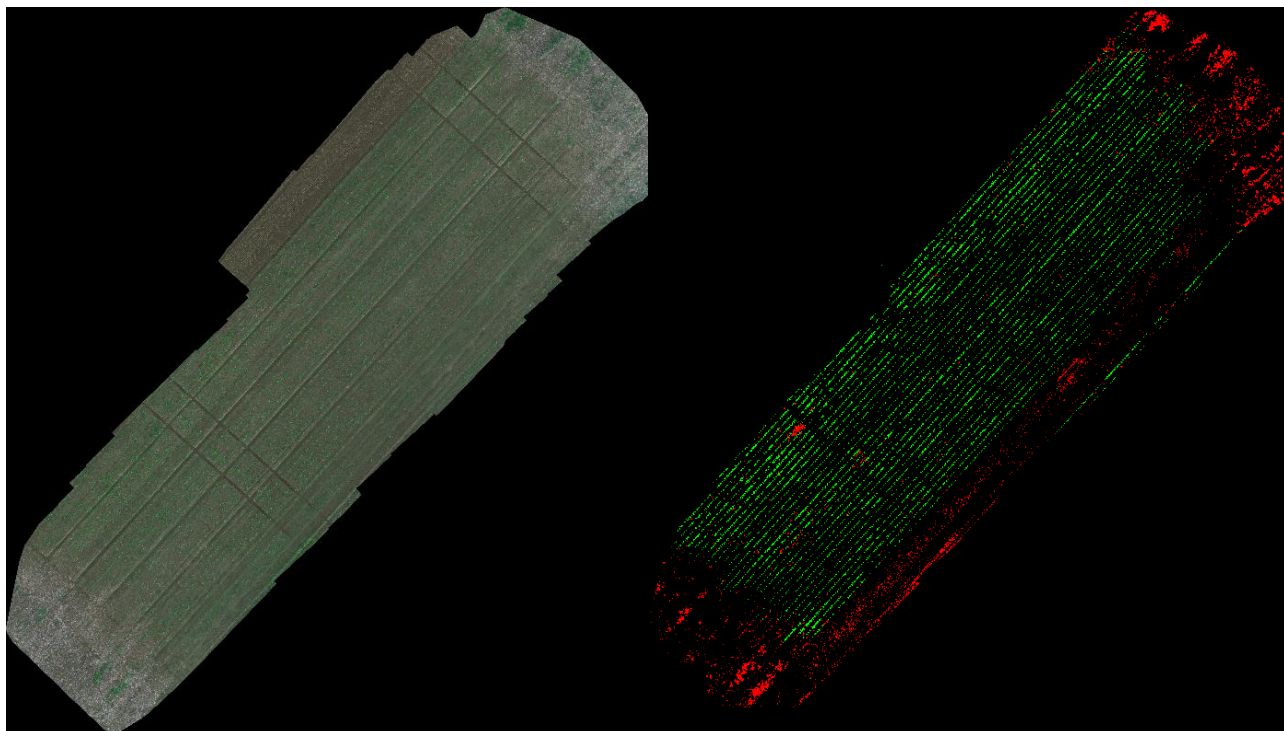


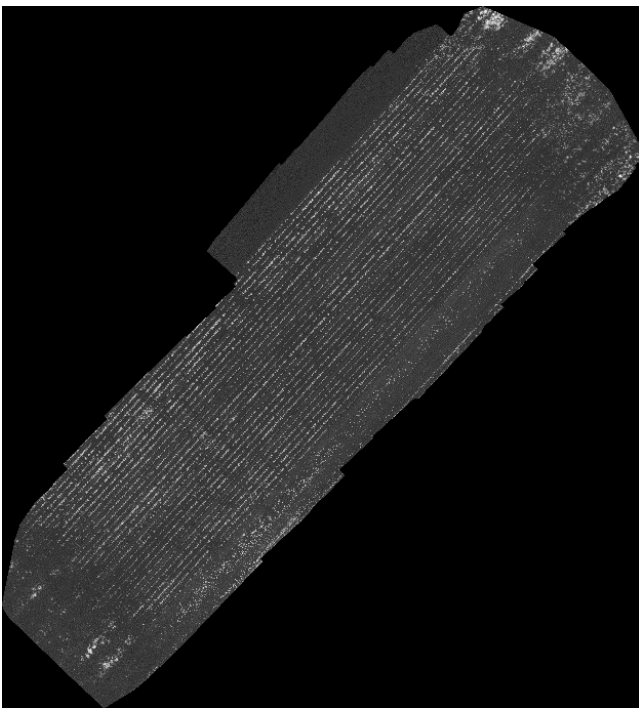
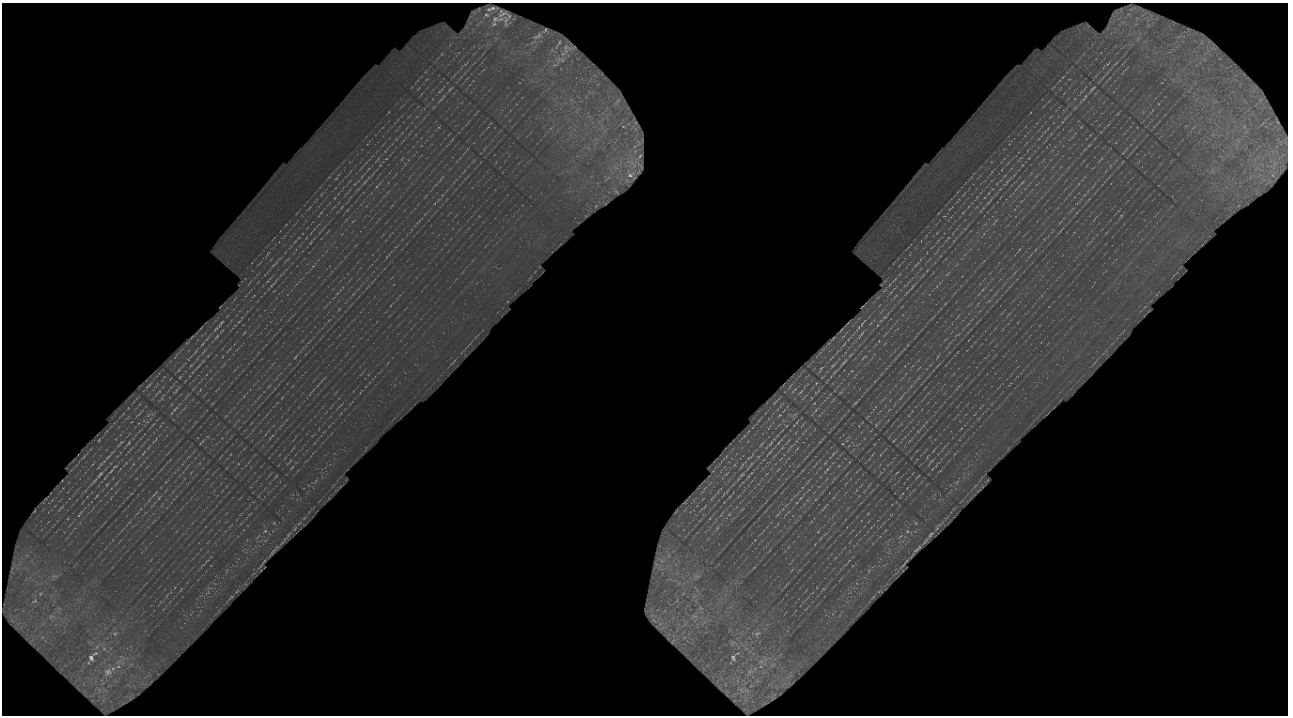
Πίνακας 27: Καλλιέργεια 13 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI



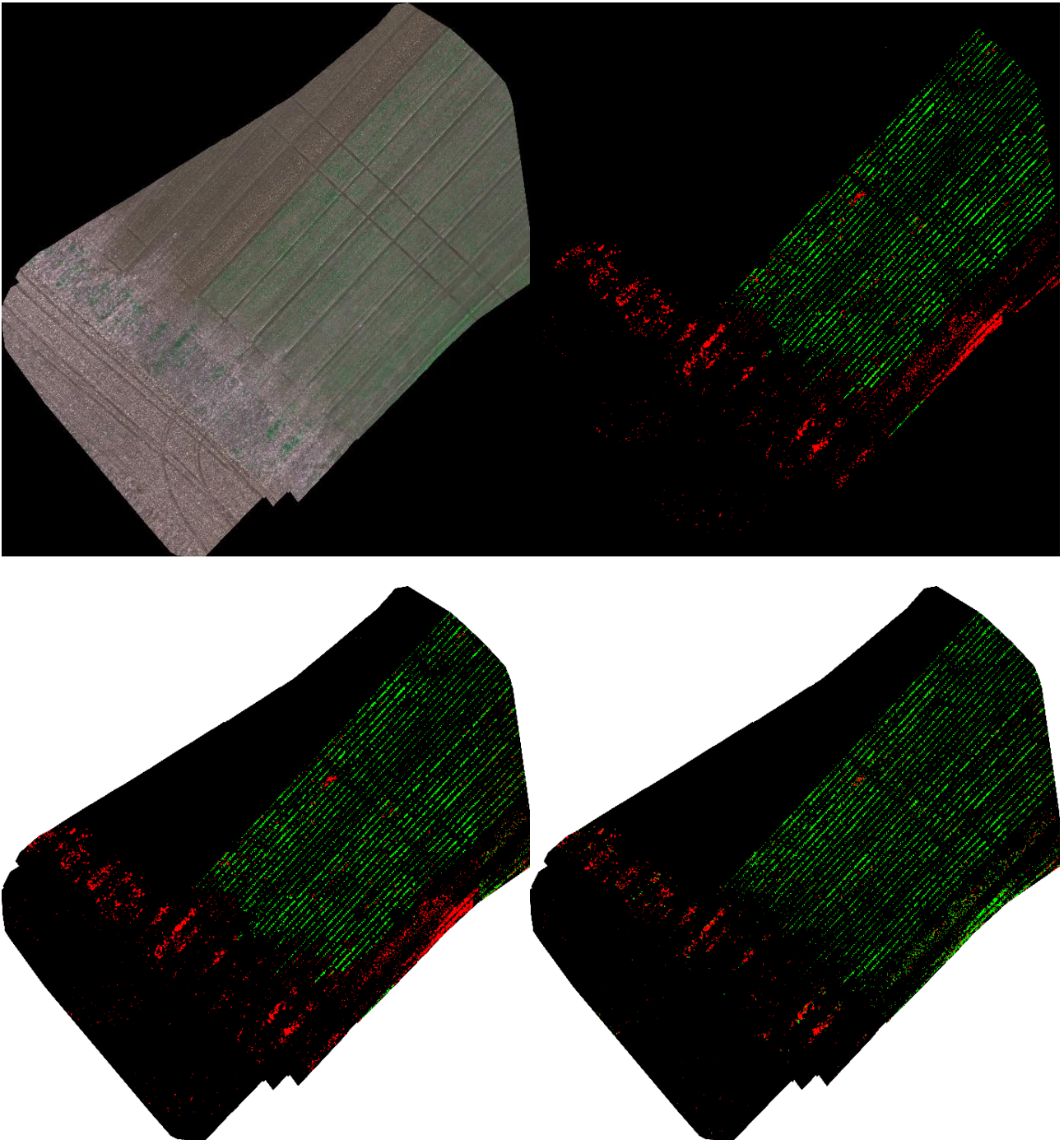


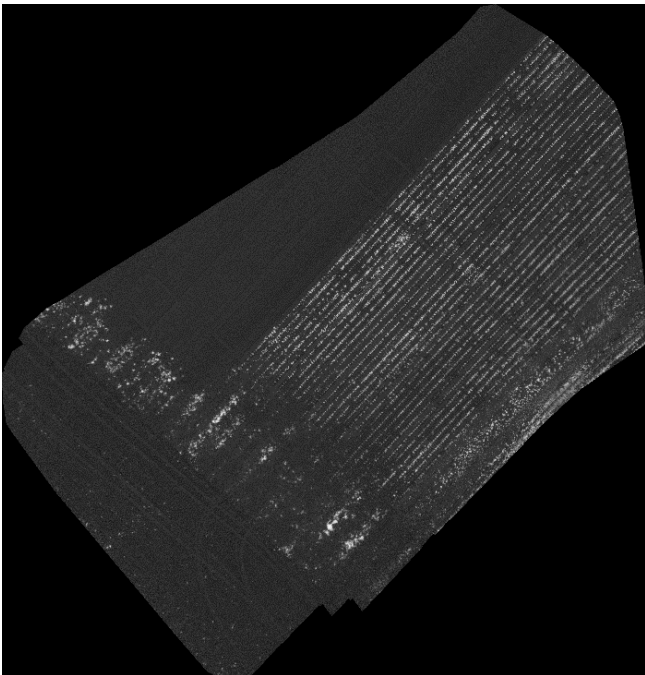
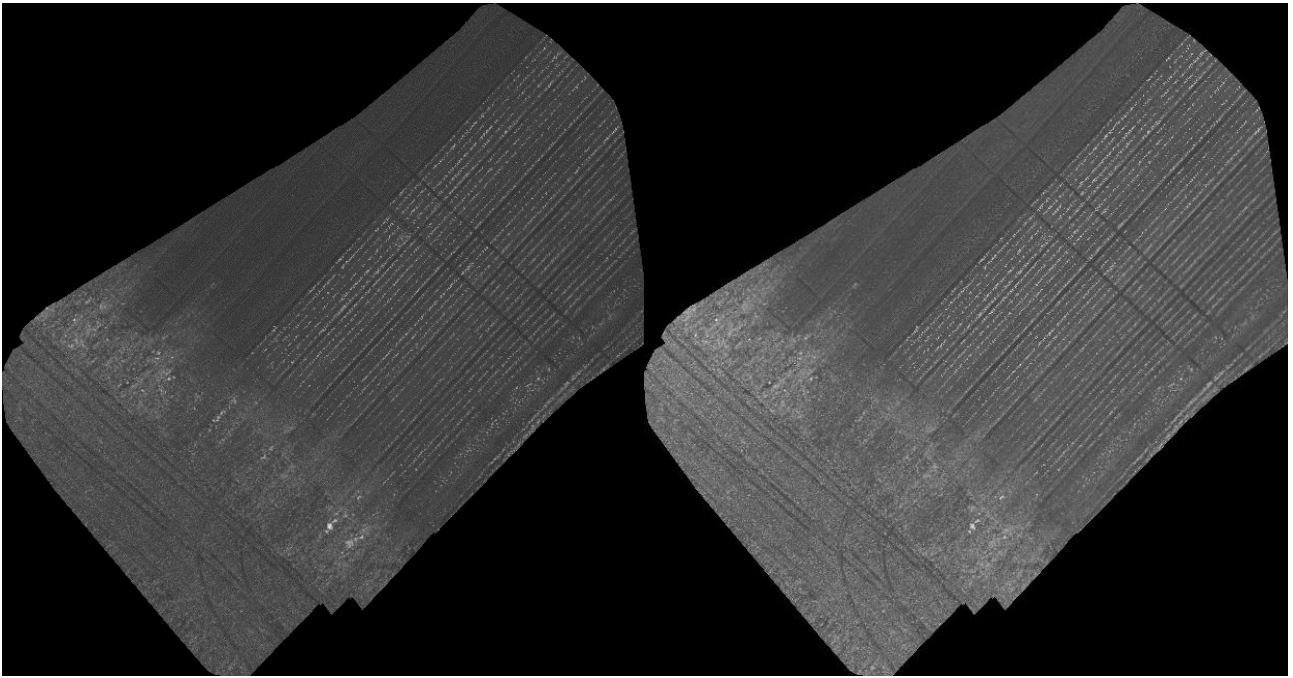
Πίνακας 28: Καλλιέργεια 14 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI





Πίνακας 29: Καλλιέργεια 15 - 1.1 RGB 1.2 Ground Truth 2.1 Random Forest 2.2 MLP 3.1 NIR 3.2 REG 4.1 NDVI





Παράρτημα Γ

Dataset 1

Πίνακας 30: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 1

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	19602735	0	0	0	0	16
weed	0	105478	0	0	320	133087
other	0	42	0	0	1235	2041248
mammal	0	0	0	0	0	1584
crop	0	7	0	0	1000	16244
field	0	14097	0	0	77847	68972617

MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	226977	0	0	0	0	23
weed	1	129680	0	27	2	109175
other	0	0	59126	0	0	1983399
mammal	0	0	0	1477	0	107
crop	0	0	1	0	660	16590
field	30	13923	226977	2476	412	68820743

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	0.88	0.44	0.59	0.90	0.54	0.68
other	0.00	0.00	0.00	0.21	0.03	0.05
mammal	0.00	0.00	0.00	0.37	0.93	0.53
crop	0.01	0.06	0.02	0.61	0.04	0.07
field	0.97	1.00	0.98	0.97	1.00	0.98

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.97			0.97
macro avg	0.48	0.42	0.43	0.68	0.59	0.55
weighted avg	0.95	0.97	0.96	0.96	0.97	0.96

Πίνακας 31: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 2

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	42604027	0	0	1	0	20
weed	0	1057565	0	0	64	925448
other	0	0	0	0	7	101816
mammal	0	2	0	47	1	3385
crop	0	0	0	0	887	3005
field	1	15142	0	4	1209	45448697

MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	42604034	0	0	1	0	13
weed	84	1755197	0	0	2	227794
other	0	0	134	0	0	101689
mammal	0	2	0	1863	0	1570
crop	0	0	0	1	608	3283
field	792	94257	84	2282	372	45367266

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	0.99	0.53	0.69	0.95	0.89	0.92
other	0.00	0.00	0.00	0.61	0.00	0.00
mammal	0.90	0.01	0.03	0.45	0.54	0.49
crop	0.41	0.23	0.29	0.62	0.16	0.25
field	0.98	1.00	0.99	0.99	1.00	1.00

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.99			1.00
macro avg	0.71	0.46	0.50	0.77	0.60	0.61
weighted avg	0.99	0.99	0.99	0.99	1.00	0.99

Πίνακας 32: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 3

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	2302286	0	0	3	0	4
weed	0	217434	0	0	12	202645
other	0	0	0	0	0	71
mammal	0	1	0	501	3	236
crop	0	0	0	0	22933	13484
field	0	2101	0	19	2943	1577324

MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	2302221	1	0	61	0	10
weed	0	351853	0	0	13	68225
other	0	0	0	0	0	71
mammal	58	0	0	465	0	218
crop	0	0	0	0	31903	4514
field	1	11561	2	193	7425	1563205

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	0.99	0.52	0.68	0.97	0.84	0.90
other	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
mammal	0.96	0.68	0.79	0.65	0.63	0.64
crop	0.89	0.63	0.74	0.81	0.88	0.84
field	0.88	1.00	0.93	0.96	0.99	0.97

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.95			0.98
macro avg	0.79	0.64	0.69	0.73	0.72	0.72
weighted avg	0.95	0.95	0.94	0.98	0.98	0.98

Πίνακας 33: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 5

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	2230569	0	0	1	0	0
weed	0	385397	0	0	0	314
other	0	0	147	0	0	12
mammal	0	0	0	864	0	10
crop	0	0	0	0	49170	68
field	0	119	4	1	61	1414178

MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	2230509	0	0	59	0	2
weed	0	339217	0	0	22	46472
other	0	0	5	0	0	154
mammal	53	1	0	558	2	260
crop	0	0	0	0	42866	6372
field	0	6395	11	216	10630	1397111

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	1.00	1.00	1.00	0.98	0.88	0.93
other	0.97	0.92	0.95	0.31	0.03	0.06
mammal	1.00	0.99	0.99	0.67	0.64	0.65
crop	1.00	1.00	1.00	0.80	0.87	0.83
field	1.00	1.00	1.00	0.96	0.99	0.98

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			1.00			0.98
macro avg	0.99	0.99	0.99	0.79	0.73	0.74
weighted avg	1.00	1.00	1.00	0.98	0.98	0.98

Dataset 2

Πίνακας 34: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 6

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	279891	0	0	0	0	0
weed	0	44963	7	0	0	315
other	0	1	53872	0	0	350
mammal	2	0	0	178	0	10
crop	0	0	0	0	775	14
field	0	112	151	2	0	1232505

MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	279862	5	0	17	0	7
weed	0	21597	729	2	1	22956
other	0	80	30355	0	0	23788
mammal	27	0	0	146	0	17
crop	0	0	1	0	24	764
field	16	6871	5978	128	11	1219766

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	1.00	0.99	1.00	0.76	0.48	0.58
other	1.00	0.99	1.00	0.82	0.56	0.67
mammal	0.99	0.94	0.96	0.50	0.77	0.60
crop	1.00	0.98	0.99	0.67	0.03	0.06
field	1.00	1.00	1.00	0.96	0.99	0.98

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			1.00			0.96
macro avg	1.00	0.98	0.99	0.78	0.64	0.65
weighted avg	1.00	1.00	1.00	0.96	0.96	0.96

Πίνακας 35: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 7

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	14656496	0	0	45	0	0
weed	0	1885822	364	2	0	1655900
other	0	0	71681	0	0	48731
mammal	14	7	0	1071	0	415
crop	0	1	86	0	0	10548
field	0	155186	30292	36	0	31971983

MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	14656374	0	0	117	0	50
weed	0	3505582	221	24	0	36261
other	0	0	118554	0	0	1858
mammal	88	0	0	1083	0	336
crop	0	0	10	0	820	9805
field	15	1175204	52843	939	1110	30927386

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	0.92	0.53	0.68	0.75	0.99	0.85
other	0.70	0.60	0.64	0.69	0.98	0.81
mammal	0.93	0.71	0.80	0.50	0.72	0.59
crop	0.00	0.00	0.00	0.42	0.08	0.13
field	0.95	0.99	0.97	1.00	0.96	0.98

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.96			0.97
macro avg	0.75	0.64	0.68	0.73	0.79	0.73
weighted avg	0.96	0.96	0.96	0.98	0.97	0.98

Πίνακας 36: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 8

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	7971510	0	0	39	0	0
weed	0	1725130	33	3	0	494710
other	0	2	49154	0	0	15666
mammal	44	3	0	966	0	284
crop	0	0	18	0	92	565
field	3	174722	8555	79	11	21185591

MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	7971426	5	0	103	0	15
weed	0	2141555	48	32	0	78241
other	0	0	56414	0	0	8408
mammal	188	1	0	912	0	196
crop	0	0	8	0	149	518
field	47	693858	17681	788	48	20656539

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	0.91	0.78	0.84	0.76	0.96	0.85
other	0.85	0.76	0.80	0.76	0.87	0.81
mammal	0.89	0.74	0.81	0.50	0.70	0.58
crop	0.89	0.14	0.24	0.76	0.22	0.34
field	0.98	0.99	0.98	1.00	0.97	0.98

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.98			0.97
macro avg	0.92	0.73	0.78	0.79	0.79	0.76
weighted avg	0.98	0.98	0.98	0.98	0.97	0.98

Πίνακας 37: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 9

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	7696784	0	0	16	0	5
weed	0	33057	8	0	0	47765
other	0	0	1092	0	0	3500
mammal	6	4	0	864	0	423
crop	0	2	0	0	0	3259
field	0	195760	3876	11	0	22352883

MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	7696559	5	0	149	0	92
weed	0	69030	20	0	1	11779
other	0	0	2180	0	0	2412
mammal	33	1	0	733	2	528
crop	0	0	0	0	184	3077
field	32	47863	4631	443	111	22499450

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	0.14	0.41	0.21	0.59	0.85	0.70
other	0.22	0.24	0.23	0.32	0.47	0.38
mammal	0.97	0.67	0.79	0.55	0.57	0.56
crop	0.00	0.00	0.00	0.62	0.06	0.10
field	1.00	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.99			1.00
macro avg	0.56	0.55	0.54	0.68	0.66	0.62
weighted avg	1.00	0.99	0.99	1.00	1.00	1.00

Πίνακας 38: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 10

Random Forest	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	10266097	0	0	34	0	0
weed	0	21949	65	4	0	20696
other	0	0	94044	0	0	36188
mammal	16	10	0	1005	0	892
crop	0	1	15	0	0	1723
field	0	146557	13666	80	0	25441004

MLP	non-class	weed	other	mammal	crop	field
non-class	10266011	0	0	92	0	28
weed	0	38111	108	43	0	4452
other	0	0	123929	0	0	6303
mammal	107	1	0	1031	0	784
crop	0	0	9	0	27	1703
field	51	37392	103265	1501	140	25458958

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
weed	0.13	0.51	0.21	0.50	0.89	0.64
other	0.87	0.72	0.79	0.55	0.95	0.69
mammal	0.89	0.52	0.66	0.39	0.54	0.45
crop	0.00	0.00	0.00	0.16	0.02	0.03
field	1.00	0.99	1.00	1.00	0.99	1.00

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.99			1.00
macro avg	0.65	0.63	0.61	0.60	0.73	0.64
weighted avg	1.00		1.00	1.00	1.00	1.00

Dataset 3

Πίνακας 39: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια II

Random Forest	non-class	crop	weed	other
non-class	20047704	0	0	0
crop	0	360542	380112	143844
weed	0	74430	510409	237704
other	0	129651	238928	12971406

MLP	non-class	crop	weed	other
non-class	20047704	0	0	0
crop	0	339390	385132	159976
weed	0	60074	526453	236016
other	0	107323	230232	13002430

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
crop	0.64	0.41	0.50	0.67	0.38	0.49
weed	0.45	0.62	0.52	0.46	0.64	0.54
other	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.97			0.97
macro avg	0.77	0.75	0.75	0.78	0.75	0.75
weighted avg	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97

Πίνακας 40: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 12

Random Forest	non-class	crop	weed	other
non-class	14748150	0	0	0
crop	0	311760	140156	102464
weed	0	227346	358203	235139
other	0	164370	58265	10782805

MLP	non-class	crop	weed	other
non-class	14748150	0	0	0
crop	0	300665	148475	105240
weed	0	160688	406346	253654
other	0	148027	69528	10787885

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
crop	0.44	0.56	0.50	0.49	0.54	0.52
weed	0.64	0.44	0.52	0.65	0.50	0.56
other	0.97	0.98	0.97	0.97	0.98	0.97

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.97			0.97
macro avg	0.76	0.74	0.75	0.78	0.75	0.76
weighted avg	0.97	0.97	0.96	0.97	0.97	0.97

Πίνακας 41: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 13

Random Forest	non-class	crop	weed	other
non-class	18634819	0	0	0
crop	0	618520	62134	59668
weed	0	85038	143895	87704
other	0	268137	116594	20934706

MLP	non-class	crop	weed	other
non-class	18634819	0	0	0
crop	0	643481	38057	58784
weed	0	87745	138247	90645
other	0	274119	76025	20969293

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
crop	0.64	0.84	0.72	0.64	0.87	0.74
weed	0.45	0.45	0.45	0.55	0.44	0.49
other	0.99	0.98	0.99	0.99	0.98	0.99

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.98			0.98
macro avg	0.77	0.82	0.79	0.80	0.82	0.80
weighted avg	0.99	0.98	0.98	0.99	0.98	0.99

Πίνακας 42: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 14

Random Forest	non-class	crop	weed	other
non-class	18634819	0	0	0
crop	0	618520	62134	59668
weed	0	85038	143895	87704
other	0	268137	116594	20934706

MLP	non-class	crop	weed	other
non-class	19780211	0	0	0
crop	0	597951	43657	26619
weed	0	84458	160662	98679
other	1	383201	76191	11541020

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
crop	0.64	0.84	0.72	0.56	0.89	0.69
weed	0.45	0.45	0.45	0.57	0.47	0.51
other	0.99	0.98	0.99	0.99	0.96	0.98

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			0.98			0.98
macro avg	0.77	0.82	0.79	0.78	0.83	0.79
weighted avg	0.99	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98

Πίνακας 43: Μετρικές Απόδοσης Καλλιέργεια 15

Random Forest	non-class	crop	weed	other
non-class	8504291	0	0	0
crop	0	403635	5660	15345
weed	0	6710	218885	6515
other	0	9751	5963	10284659

MLP	non-class	crop	weed	other
non-class	8504291	0	0	0
crop	0	322524	15399	86717
weed	0	66311	78282	87517
other	0	75117	20527	10204729

	Random Forest			MLP		
Κλάση	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
non-class	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
crop	0.96	0.95	0.96	0.70	0.76	0.73
weed	0.95	0.94	0.95	0.69	0.34	0.45
other	1.00	1.00	1.00	0.98	0.99	0.99

	Random Forest			MLP		
	precision	recall	f ₁ score	precision	recall	f ₁ score
accuracy			1.00			0.98
macro avg	0.98	0.97	0.98	0.84	0.77	0.79
weighted avg	1.00	1.00	1.00	0.98	0.98	0.98

Παράρτημα Δ

Πίνακας 44: Ανάπτυξη ερευνών για την παρακολούθηση της υγείας καλλιεργειών

Έρευνα	Έτος	Σκοπός	Μέθοδος	Αισθητήρας	Αποτέλεσμα
Convolution neural network in precision agriculture for plant image recognition and classification [71]	2017	Εκτίμηση της υγείας των φυτών σε φυτείες αραβοσίτου	Νευρωνικά Δίκτυα	RGB	Ακρίβεια 99.58%
Deep learning approach with colorimetric spaces and vegetation indices for vine diseases detection in UAV images [72]	2018	Ανίχνευση της νόσου Esca στο αμπέλι	Νευρωνικά Δίκτυα	RGB	Ακρίβεια 95.8%
Detection of palm oil bud rot employing artificial vision [73]	2018	Ανίχνευση νόσου της σήψης οφθαλμών φοινικέλαιου	Λογιστική Παλινδρόμηση	RGB	Ευαισθησία 96% Ακρίβεια 92%
On the Potentiality of UAV Multispectral Imagery to Detect Flavescence dorée and Grapevine Trunk Diseases [74]	2018	Ανίχνευση στελεχών αμπελώνων που έχουν προσβληθεί από την ασθένεια Flavescence dorée	Δείκτες Βλάστησης	Multispectral	Ακρίβεια 99.64%
The recognition of rice images by UAV based on capsule network [75]	2018	Παρακολούθηση της ανάπτυξης ρυζιού και την πρόληψη των ασθενειών και των παρασίτων	Νευρωνικά Δίκτυα	Grayscale	Υπεροχή του CapsNet έναντι των υπολοίπων Νευρωνικών Δικτύων
Wheat yellow rust monitoring by learning from multispectral UAV aerial imagery [76]	2018	Προσδιορισμός φυτών σίτου που έχουν προσβληθεί από υγιή και κίτρινη σκουριά	Random Forest	Multispectral	Ανάκληση 89,4% Ακρίβεια 89,3%

Πίνακας 45: Ανάπτυξη ερευνών για την ανίχνευση ζιζανίων

Έρευνα	Έτος	Σκοπός	Μέθοδος	Αισθητήρας	Αποτέλεσμα
A fully convolutional network for weed mapping of unmanned aerial vehicle UAV imagery [77]	2018	Δημιουργία ακριβούς χάρτη κάλυψης ζιζανίων	Νευρωνικά Δίκτυα	RGB	Ακρίβεια 88.3%
An Automatic Random Forest-OBIA Algorithm for Early Weed Mapping between and within Crop Rows Using UAV Imagery [78]	2018	Ανίχνευση ζιζανίων σε καλλιέργειες ηλίανθων και βαμβακιού	Random Forest	Multispectral	Ακρίβεια 87%
Automatic Detection of Thistle-Weeds in Cereal Crops from Aerial RGB Images [79]	2018	Ανίχνευσης του <i>cirsium arvense</i> για την εφαρμογή ζιζανιοκτόνου	Νευρωνικά Δίκτυα	RGB	Ακρίβεια 97%
Deep learning based classification system for identifying weeds using high-resolution UAV imagery [80]	2019	Αναγνώριση ζιζανίων σε χωράφια λαχανικών	Νευρωνικά Δίκτυα	RGB	Ακρίβεια τεύτλα 93% σπανάκι 81% φασόλι 69%
Deep learning with unsupervised data labeling for weed detection in line crops in UAV images [81]	2018	Αναγνώριση ζιζανίων σε καλλιέργειες με σπανάκι και φασόλια	Νευρωνικά Δίκτυα Random Forest	RGB	Ακρίβεια σπανάκι 88.73% φασόλι 94.34%
Evaluating the potential of Unmanned Aerial Systems for mapping weeds at field scales, a case study with <i>Alopecurus myosuroides</i> [82]	2017	Ποσοτική ανάλυση της κατανομής των ζιζανίων <i>Alopecurus myosuroides</i> Huds	Random Forest	RGB	Ακρίβεια 87%
Fusion of pixel and object-based features for weed mapping using unmanned aerial vehicle imagery [83]	2017	Ανίχνευση ζιζανίων μεταξύ και εντός των σειρών σε αγρούςαραβοσίτου	Random Forest	RGB	Ακρίβεια 94.5%
Weed detection in soybean crops using ConvNets [84]	2017	Ανίχνευση ζιζανίων σε χωράφια σόγιας	Νευρωνικά Δίκτυα Random Forest	RGB	Ακρίβεια 98%

Πίνακας 46: Ανάπτυξη ερευνών για την εκτίμηση της παραγωγής

Έρευνα	Έτος	Σκοπός	Μέθοδος	Αισθητήρας	Αποτέλεσμα
A comparative assessment of different modeling algorithms for estimating leaf nitrogen content in winter wheat using multispectral images from an unmanned aerial vehicle [85]	2018	Παρακολούθηση της κατάστασης του αζώτου των καλλιεργειών	Νευρωνικά Δίκτυα Random Forest	Multispectral	R2 0.79
Artificial neural network to predict vine water status spatial variability using multispectral information obtained from an unmanned aerial vehicle (UAV) [86]	2017	Πρόβλεψη της χωρικής μεταβλητότητας Ψstem ενός αμπελώνα Carménère	Νευρωνικά Δίκτυα	Multispectral	R2 0.56-0.87
Assessment of in-season cotton nitrogen status and lint yield prediction from Unmanned aerial system imagery [87]	2017	Παρακολούθηση χωρικής-χρονικής μεταβλητότητας του αζώτου σε αγρούς βαμβακιού	Γραμμική Παλινδρόμηση	Multispectral	R2 0.61
Combining UAV-based vegetation indices and image classification to estimate flower number in oilseed rape [88]	2018	Μέτρηση αριθμού των ανθέων στην ελαιοκράμβη κάτω από επεξεργασίες αζώτου	Random Forest	Multispectral RGB	R2 0.89
Crop lodging analysis from UAS orthophoto mosaic, Sentinel-2 image and crop yield monitor data [89]	2018	Παρακολούθηση καλλιεργειών σίκαλης	Random Forest	Multispectral	Ακρίβεια 73%
Detection of homogeneous wheat areas using multi-temporal UAS images and ground truth data analyzed by cluster analysis [90]	2017	Ανίχνευση ομοιογενών εκτάσεων σε καλλιέργειες σίτου	Δείκτες Βλάστησης	RGB	Ικανοποιητική Ακρίβεια

Έρευνα	Έτος	Σκοπός	Μέθοδος	Αισθητήρας	Αποτέλεσμα
Estimating Biomass and Nitrogen Amount of Barley and Grass Using UAV and Aircraft Based Spectral and Photogrammetric 3D Features [91]	2018	Εκτίμηση της περιεκτικότητας σε άζωτο και του ποσοστού αζώτου καλλιεργειών κριθαριού	Random Forest	Multispectral RGB	Ακρίβεια 97%
Estimation of vegetation indices for high-throughput phenotyping of wheat using aerial imaging [92]	2018	Εκτίμηση δεικτών βλάστησης σε δεδομένα καλλιεργειών	Νευρωνικά Δίκτυα	Multispectral	R2 0.99
Evaluation of RGB-based vegetation indices from UAV imagery to estimate forage yield in Grassland [93]	2018	Αξιολόγηση δεικτών βλάστησης για την εκτίμηση της απόδοσης κτηνοτροφικής ύλης	Γραμμική Παλινδρόμηση	RGB	R2 0.37-0.65
Linking thermal imaging and soil remote sensing to enhance irrigation management of sugar beet [94]	2017	Αξιολόγηση της κατάστασης του νερού των ζαχαρότευτλων	Γραμμική Παλινδρόμηση	Thermal	R2 0.94
Low-cost visible and near-infrared camera on an unmanned aerial vehicle for assessing the herbage biomass and leaf area index in an Italian ryegrass field [95]	2017	Αξιολόγηση χωρικής μεταβλητότητας της βιομάζας βοτάνων και του δείκτη φυλλικής επιφάνειας σε χωράφια σίκαλης	Γραμμική Παλινδρόμηση	RGB	R2 BM 0.84 LAI 0.88
Poppy crop capsule volume estimation using UAS remote sensing and random forest regression [96]	2018	Εκτίμηση του όγκου του περικάρπιου της παπαρούνας	Random Forest	Multispectral	R2 0.72
The importance of leaf area index in mapping chlorophyll content of corn under different	2018	Μελέτη του δείκτη φυλλικής επιφάνειας και της χλωροφύλλης σε	Γραμμική Παλινδρόμηση	Multispectral	R2 0.774

Έρευνα	Έτος	Σκοπός	Μέθοδος	Αισθητήρας	Αποτέλεσμα
agricultural treatments using UAV images [97]		καλλιέργειες καλαμποκιού			
Unmanned Aerial System (UAS)-based phenotyping of soybean using multi-sensor data fusion and extreme learning machine [98]	2017	Εκτίμηση των βιοφυσικών και βιοχημικών παραμέτρων της καλλιέργειας	Παλινδρόμηση	Multispectral RGB Thermal	RMSE αζώτου 9.9% χλωροφύλλης 17.1%
Use of principal components of UAV-acquired narrow-band multispectral imagery to map the diverse low stature vegetation fAPAR [99]	2018	Ανάπτυξη χημειομετρικού μοντέλου για την αξιολόγηση του fAPAR	Παλινδρόμηση	Multispectral	Ακρίβεια 77%
Vineyard water status estimation using multispectral imagery from an UAV platform and machine learning algorithms for irrigation scheduling management [100]	2018	Αξιολόγηση χωρικής μεταβλητότητας του νερού Ψstem ενός αμπελώνα, με την χρήση δεικτών βλάστησης	Νευρωνικά Δίκτυα Παλινδρόμηση	Multispectral	R2 0.09-0.49

Βιβλιογραφία

- [1] A. B. Mcbratney and B. M. Whelan, "The "Null Hypothesis" of Precision Agriculture Management," *Precision Agriculture* 2, p. 265-279, 2000.
- [2] S. Fountas and T. Gemtos, Γεωργία ακριβείας, Kallipos, Open Academic Editions, 2015.
- [3] P. A. Longley, M. F. Goodchild, D. J. Maguire and D. W. Rhind, Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications (Abridged Edition), New Jersey: John Wiley and Sons Inc., 2005, pp. 343-349.
- [4] M. Kutz, Handbook of Measurement in Science and Engineering, Volume 1, John Wiley & Sons., 2013.
- [5] J. Everaerts, "The Use of Unmanned Aerial Vehicles (UAVS) for Remote," 2008.
- [6] A. P. Singh, A. Yerudkar, V. Mariani, L. Iannelli and L. Glielmo, "A Bibliometric Review of the Use of Unmanned Aerial Vehicles in Precision Agriculture and Precision Viticulture for Sensing Applications," *Remote Sens.*, vol. 14, 2022.
- [7] N. Delavarpour, C. Koparan, J. Nowatzki, S. Bajwa and X. Sun, "A Technical Study on UAV Characteristics for Precision Agriculture Applications and Associated Practical Challenges," *Remote Sens.*, vol. 13, p. 1204, 2021.
- [8] S. Das, S. Chapman, J. Christopher, M. R. Choudhury, N. W. Menzies, A. Apan and Y. P. Danga, "UAV-thermal imaging: A technological breakthrough for monitoring and quantifying crop abiotic stress to help sustain productivity on sodic soils - A case review on wheat," *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, vol. 23, p. 100583, 2021.
- [9] "FAO Declaration of the World Summit on Food Security," The International Institute for Sustainable Development (IISD), Rome, Italy, 2009.
- [10] H. Shakhathreh, A. H. Sawalmeh, A. Al-Fuqaha, Z. Dou, E. Almaita, I. Khalil, N. S. Othman, A. Khreishah and M. Guizani, "Unmanned Aerial Vehicles: A Survey on Civil Applications and Key Research Challenges," *IEEE Access*, vol. 7, p. 63, 2019.
- [11] N. Muchiri and S. Kimathi, "A Review of Applications and Potential," *Proceedings of Sustainable Research and*, pp. 280-283, 2016.
- [12] T. Jensen, A. Apan, F. R. Young, L. C. Zeller and K. Cleminson, "Assessing grain crop attributes using digital imagery acquired from a low-altitude remote controlled aircraft," *Proceedings of the 2003 Spatial Sciences Institute Conference: Spatial Knowledge Without Boundaries (SSC2003)*, 2003.
- [13] N. B. Akesson and W. E. Yates, "The use of aircraft in agriculture," *Food & Agriculture Org.*, p. 94, 1974.
- [14] B. C. Reed, J. F. Brown, D. VanderZee, T. R. Loveland, J. W. Merchant and D. O. Ohlen, "Measuring Phenological Variability from Satellite Imagery," *Journal of vegetation science*, vol. 5, pp. 703-714, 1994.
- [15] "International Society for Photogrammetry and Remote Sensing," ISPRS, 2015.
- [16] K. Perakis, A. Moysiadis and I. Faraslis, Η τηλεπισκόπηση σε 13 ενότητες, Kallipos, Open Academic Editions, 2015.
- [17] Π. Πατιάς, Εισαγωγή στη Φωτογραμμετρία, Θεσσαλονίκη: Ζήτη, 1991.
- [18] Γ. Μπαντέκας, Φωτογραμμετρία, Πανεπιστημιακές Εκδόσεις ΕΜΠ, 1980.
- [19] Σ. Π. Μερτίκας, Τηλεπισκόπηση και Ψηφιακή Ανάλυση Εικόνας, Αθήνα: Εκδόσεις Ίων, 2009.
- [20] P. R. Wolf, B. A. Dewitt and B. E. Wilkinson, Elements of Photogrammetry with Applications in GIS, 4th Edition, New York: McGraw-Hill Education, 2014.
- [21] "Χάρτης ισοϋψών," [Online]. Available: <https://dreamcivil.com/contour-interval/>.
- [22] "Απόσπασμα χάρτη της Γ.Υ.Σ.," [Online]. Available: <https://www.pezoporia.gr/pez/ekdos.asp?cat=xar&toggle=1&pageID=5>.
- [23] "Κεκλιμένη και ανοιγμένη εικόνα," [Online]. Available: https://repository.kallipos.gr/bitstream/11419/1840/3/164-Perakis_29-1-16.pdf.
- [24] "Φωτομωσαϊκό από στερεοζεύγη αεροφωτογραφιών," [Online]. Available: http://ikee.lib.auth.gr/record/292496/files/TSIONHS_EE.pdf.

- [25] "Ψηφιακό μοντέλο αναγλύφου," [Online]. Available: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Digital_elevation_model_%28DEM%29_of_the_Mt._Everest_region_-_50090548573.png.
- [26] "Ψηφιακά διανυσματικά δεδομένα Εθνικού Κτηματολογίου," [Online]. Available: <http://www.irisengineering.gr>.
- [27] "Ορθοφωτογραφία Εθνικού Κτηματολογίου," [Online]. Available: <https://www.geomatics.gr>.
- [28] "Φασματικά Κανάλια," [Online]. Available: https://www.edu-sat.com/wp-content/uploads/2021/04/infografia7_bandes-EN-1.png.
- [29] "Απορρόφηση Ηλεκτρομαγνητικής Ακτινοβολίας," [Online]. Available: <https://myfarmlife.com/2017/futuristic-farming/>.
- [30] "NDVI στην υγεία των φυτών," [Online]. Available: <https://www.cropin.com/blogs/ndvi-in-agriculture>.
- [31] A. Prakash, "Thermal Remote Sensing: Concepts, Issues and Applications," *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, pp. 239-243, 2000.
- [32] "Φάσμα Υπερύθρου," [Online]. Available: <https://www.intechopen.com/chapters/17173>.
- [33] R. Ishimwe, K. Abutaleb and F. Ahmed, "Applications of Thermal Imaging in Agriculture—A Review," *Advances in Remote Sensing*, pp. 128-140, 2014.
- [34] "Χάρτης Θερμικής Απεικόνισης," [Online]. Available: <http://aqua.upc.es/anywhere-catalogue-v2/?product=universal-thermal-climate-index-utci-uor>.
- [35] J. McCarthy, "What is artificial Intelligence?," *Computer science Department Stanford University*, 2017.
- [36] S. Russell and P. Norvig, *Τεχνητή νοημοσύνη*, Αθήνα: Κλειδάριθμος, 2004.
- [37] A. C. Müller and S. Guido, *Introduction to Machine Learning with Python a Guide for Data Scientist*, 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., 2016.
- [38] A. L. Samuel , "Some Studies in Machine Learning," *IBM Journal of Research and Development* , pp. p. 71-105, 1959.
- [39] "Επιβλεπόμενη Μάθηση," [Online]. Available: <https://www.educative.io/answers/supervised-learning-algorithms>.
- [40] "Μη Επιβλεπόμενη Μάθηση," [Online]. Available: <https://www.techfor.id/konsep-unsupervised-learning-jenis-dan-contohnya-dalam-machine-learning/>.
- [41] "Ενισχυτική Μάθηση," [Online]. Available: <https://dspace.lib.uom.gr/bitstream/2159/26644/1/SedeslisChristosMsc2022.pdf>.
- [42] W. J. Zhang, G. Yang, Y. Lin, C. Ji and M. . M. Gupta, "On Definition of Deep Learning," *IEEE World Automation Congress (WAC)*, 2018.
- [43] "Εμφώλευση Εννοιών," [Online]. Available: <https://levity.ai/blog/difference-machine-learning-deep-learning>.
- [44] "Διαχωρισμός Εννοιών," [Online]. Available: <https://appen.com/blog/ai-vs-deep-learning-vs-machine-learning-everything-youve-ever-wanted-to-know/>.
- [45] E. R. Davies, *Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities*, San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2004.
- [46] . R. Gonzalez and R. Woods, *Digital Image Processing*, New York: Pearson Education Limited, 2018.
- [47] T. M. Lillesand and R. W. Kiefer, *Remote Sensing and Image Interpretation*, New York: John Wiley and Sons, 1994.
- [48] Μ. Λαζαρίδου and Ε. Πάτμιος, *Φωτοερμηνεία - Τηλεπισκόπηση - Ειδικά θέματα φωτογραμμετρίας*, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης, Πολυτεχνική Σχολή, Τμήμα Πολιτικών Μηχανικών, 2005.
- [49] P.-N. Tan, M. Steinbach, A. Karpatne and V. Kumar, *Introduction to data mining*, India: Pearson Education, 2005.
- [50] D. . J. Hand, H. Mannila and P. Smyth , *Principles of Data Mining*, MIT press, 2001.
- [51] "Εξόρυξη Δεδομένων," [Online]. Available: <https://www.inesdi.com/blog/que-es-el-data-mining/>.
- [52] W. Niblack, *An Introduction to Digital Image Processing*, UK: Prentice Hall International, 1986, p. 215.
- [53] "Χωρική Ανάλυση," [Online]. Available: <https://gisgeography.com/image-classification-techniques-remote-sensing/>.

- [54] "Επιβλεπόμενη Ταξινόμηση," [Online]. Available: <https://www.ukessays.com/essays/engineering/supervised-image-classification-9746.php>.
- [55] . M. Belgiu and L. Dragut , "Random Forest in Remote Sensing: A Review of Applications and Future Directions," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016.
- [56] L. Breiman , "Random Forests," *Machine Learning*, p. 28, 2001.
- [57] "Τυχαία Δάση," [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/>.
- [58] R. J. Quinlan, C4.5: Programs for Machine Learning, Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [59] "Διαδικασία εκπαίδευσης με Τυχαία Δάση," [Online]. Available: <https://www.javatpoint.com/machine-learning-random-forest-algorithm>.
- [60] "Λειτουργία νευρώνα," [Online]. Available: <https://www.quora.com/What-is-a-perceptron-1>.
- [61] "Σχηματική αναπαράσταση της δομής ενός νευρωνικού δικτύου," [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/220607097_An_FPGA-based_accelerator_for_LambdaRank_in_Web_search_engines.
- [62] P. D. McNelis, Neural networks in finance: gaining predictive edge in the market, Academic Press, 2005.
- [63] "Νευρωνικό Δίκτυο MLP 2 επιπέδων," [Online]. Available: <https://medium.com/analytics-vidhya/multi-layer-perceptron-using-keras-on-mnist-dataset-for-digit-classification-problem-relu-a276cbf05e97>.
- [64] S. K. Pal and S. Mitra, "Multilayer Perceptron, Fuzzy Sets, and Classification," *IEEE Transactions on neural networks*, p. 683-697, 1992.
- [65] M. W. Gardner and S. Dorling, "Artificial neural networks (the multilayer perceptron) - a review of applications in the atmospheric sciences," *Atmospheric environment*, p. 2627-2636, 1998.
- [66] P. Refaeilzadeh, L. Tang and H. Liu, Cross-validation, Springer US: Encyclopedia of database systems, 2009, pp. 532-538.
- [67] R. Kohavi , "A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy," *Appears in the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, pp. 1-7, 1995.
- [68] "10-fold validation," [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/the-importance-of-k-fold-cross-validation-for-model-prediction-in-machine-learning-4709d3fed2ef>.
- [69] M. Sokolova and G. Lapalme, "A systematic analysis of performance measures for classification tasks," *Information Processing and Management* , pp. 427-437, 2009.
- [70] "Παραδείγματα μήτρας σύγχυσης," [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2227-7080/9/4/81>.
- [71] H. S. Abdullahi and R. E. Sheriff, "Convolution neural network in precision agriculture for plant image recognition and classification," *Seventh International Conference on Innovative Computing Technology (INTECH)*, 2017.
- [72] M. Kerkech, A. Hafiane and R. Canals, "Deep learning approach with colorimetric spaces and vegetation indices for vine diseases detection in UAV images," *Computers and Electronics in Agriculture*, pp. 237-243, 2018.
- [73] . D. Montero and . C. Rueda, "Detection of palm oil bud rot employing artificial vision," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2018.
- [74] J. Albetis, . A. Jacquin, M. Goulard, H. Poilvé, . J. Rousseau, H. Clenet, G. Dedieu and . S. Duthoit, "On the Potentiality of UAV Multispectral Imagery to Detect Flavescence dorée and Grapevine Trunk Diseases," *Remote Sensing*, p. 23, 2019.
- [75] Y. Li, M. Qian, P. Liu, Q. Cai, X. Li, J. Guo, H. Yan, F. Yu, K. Yuan, J. Yu, L. Qin, H. Liu, W. Wu, P. Xiao and Z. Zhou, "The recognition of rice images by UAV based on capsule network," *Springer Science+Business Media*, 2018.
- [76] J. Su, C. Liu, M. Coombes, X. Hu, C. Wang, X. Xu, Q. Li, L. Guo and W.-H. Chen, "Wheat yellow rust monitoring by learning from multispectral UAV aerial imagery," *Computers and Electronics in Agriculture*, pp. 157-166, 2018.
- [77] H. Huang, J. Deng, Y. Lan, A. Yang, X. Deng and L. Zhang, "A fully convolutional network for weed mapping of unmanned aerial vehicle (UAV) imagery," *PloS one*, 2018.
- [78] A. . I. de Castro, . J. Torres-Sánchez, J. M. Peña, F. M. Jiménez-Brenes, O. Csillik and F. López-Granados, "An Automatic Random Forest-OBIA Algorithm for Early

- Weed Mapping between and within Crop Rows Using UAV Imagery," *Remote Sensing*, p. 285, 2018.
- [79] C. Franco, C. Guada, T. Rodriguez, J. Nielsen, J. Rasmussen, D. Gomez and J. Montero, "Automatic Detection of Thistle-Weeds in Cereal Crops from Aerial RGB Images," *Springer International Publishing AG*, p. 441-452, 2018.
- [80] D. M. Bah, E. Dericquebourg, A. Hafiane and R. Canals, "Deep learning based classification system for identifying weeds using high-resolution UAV imagery," *Springer Nature Switzerland AG*, p. 176-187, 2019.
- [81] D. M. Bah, A. Hafiane and R. Canals, "Deep learning with unsupervised data labeling for weed detection in line crops in UAV images," *Remote Sensing*, p. 1690, 2018.
- [82] R. P. Childs, D. Z. Childs, H. L. Hicks and J. P. Lambert, "Evaluating the potential of Unmanned Aerial Systems for mapping weeds at field scales, a case study with *Alopecurus myosuroides*," *Weed research*, pp. 35-45, 2018.
- [83] J. Gao, W. Liao, D. Nuyttens, P. Lootens, J. Vangeyte, A. Pižurica, Y. He and J. G. Pieters, "Fusion of pixel and object-based features for weed mapping using unmanned aerial vehicle imagery," *Int J Appl Earth Obs Geoinformation*, 2017.
- [84] A. d. S. Ferreira, D. . M. Freitas, G. G. da Silva, H. Pistori and M. T. Folhes, "Weed detection in soybean crops using ConvNets," *Computers and Electronics in Agriculture*, pp. 314-324, 2017.
- [85] H. Zheng, W. Li, J. Jiang, Y. Liu, T. Cheng, Y. Tian, Y. Zhu, W. Cao, Y. Zhang and X. Yao, "A comparative assessment of different modeling algorithms for estimating leaf nitrogen content in winter wheat using multispectral images from an unmanned aerial vehicle," *Remote Sensing*, vol. 10.3390/rs10122026, p. 2026, 2018.
- [86] T. Poblete, . S. Ortega-Farías, M. A. Moreno and M. Bardeen, "Artificial neural network to predict vine water status spatial variability using multispectral information obtained from an unmanned aerial vehicle (UAV)," *Sensors*, p. 2488, 2017.
- [87] C. Ballester, J. Hornbuckle, J. Brinkhoff, J. Smith and W. Quayle, "Assessment of in-season cotton nitrogen status and lint yield prediction from Unmanned aerial system imagery," *Remote Sensing*, p. 1149, 2017.
- [88] L. Wan, Y. Li , H. Cen, J. Zhu, W. Yin, W. Wu, H. Zhu, D. Sun, W. Zhou and Y. He, "Combining UAV-based vegetation indices and image classification to estimate flower number in oilseed rape," *Remote Sensing*, p. 1484, 2018.
- [89] T. Kumpumaki, P. Linna and T. Lipping , "Crop lodging analysis from UAS orthophoto mosaic, Sentinel-2 image and crop yield monitor data," *IEEE*, 2018.
- [90] S. Marino and A. Alvino, "Detection of homogeneous wheat areas using multi-temporal UAS images and ground truth data analyzed by cluster analysis," *European Journal of Remote Sensing*, pp. 266-275, 2018.
- [91] R. Näsi, N. Viljanen, J. Kaivosoja, K. Alhonoja, T. Hakala, L. Markelin and E. Honkavaara, "Estimating Biomass and Nitrogen Amount of Barley and Grass Using UAV and Aircraft Based Spectral and Photogrammetric 3D Features," *Remote Sensing*, p. 1082, 2018.
- [92] Z. Khan, V. Rahimi-Eichi, S. Haefele, T. Garnett and S. J. Miklavcic, "Estimation of vegetation indices for high-throughput phenotyping of wheat using aerial imaging," *Plant methods*, p. 20, 2018.
- [93] U. Lussem, A. Bolten, . M. L. Gnyp, . J. Jasper and G. Bareth , "Evaluation of RGB-based vegetation indices from UAV imagery to estimate forage yield in Grassland," *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, pp. 1215-1219, 2018.
- [94] L. Quebrajo, M. Perez-Ruiz, . L. Perez-Urrestarazu, G. Martinez and G. Egea, "Linking thermal imaging and soil remote sensing to enhance irrigation management of sugar beet," *Biosystems Engineering*, pp. 77-87, 2018.
- [95] X. Fan, K. Kawamura, T. . D. Xuan, N. Yuba, J. Lim, R. Yoshitoshi, T. N. Minh, Y. Kurokawa and T. Obitsu, "Low-cost visible and near-infrared camera on an unmanned aerial vehicle for assessing the herbage biomass and leaf area index in an Italian ryegrass field," *Grassland Science*, pp. 145-150, 2018.
- [96] F. Iqbal, A. Lucieer and . K. Barry, "Poppy crop capsule volume estimation using UAS remote sensing and random forest regression," *Int J Appl Earth Obs Geoinformation*, 2018.
- [97] A. . S. Milas, M. Romanko, P. Reil, T. Abeyasinghe and A. Marambe, "The importance of leaf area index in mapping chlorophyll content of corn under different agricultural treatments using UAV images," *International Journal of Remote Sensing*, pp. 1-17, 2018.

- [98] M. Maimaitijiang, A. Ghulam, P. Sidike, . S. Hartling , M. Maimaitiyiming, K. Peterson, E. Shavers, J. Fishman, J. Peterson, S. Kadam, J. Burken and F. Fritschi, "Unmanned Aerial System (UAS)-based phenotyping of soybean using multi-sensor data fusion and extreme learning machine," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, pp. 43-58, 2017.
- [99] C.-y. Huang, H.-L. Wei, J.-Y. Rau and . J.-P. Jhan, "Use of principal components of UAV-acquired narrow-band multispectral imagery to map the diverse low stature vegetation fAPAR," *GIScience & Remote Sensing*, pp. 1-19, 2018.
- [100] M. Romero, Y. Luo, B. Su and . S. Fuentes, "Vineyard water status estimation using multispectral imagery from an UAV platform and machine learning algorithms for irrigation scheduling management," *Computers and Electronics in Agriculture*, pp. 109-117, 2018.