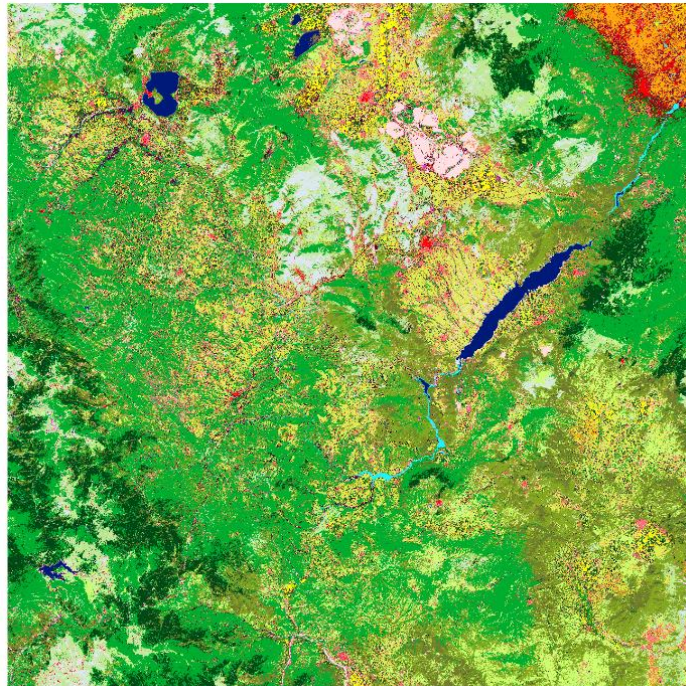




ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ & ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
Δ.Π.Μ.Σ. ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ
Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης

Μεταπτυχιακή Εργασία

**Διερεύνηση Τεχνικών Μεταφοράς Μάθησης
για Χαρτογράφηση Κάλυψης Γης με Δεδομένα
Αναφοράς Προηγούμενων Ετών**



Ιωάννης Γκίνης

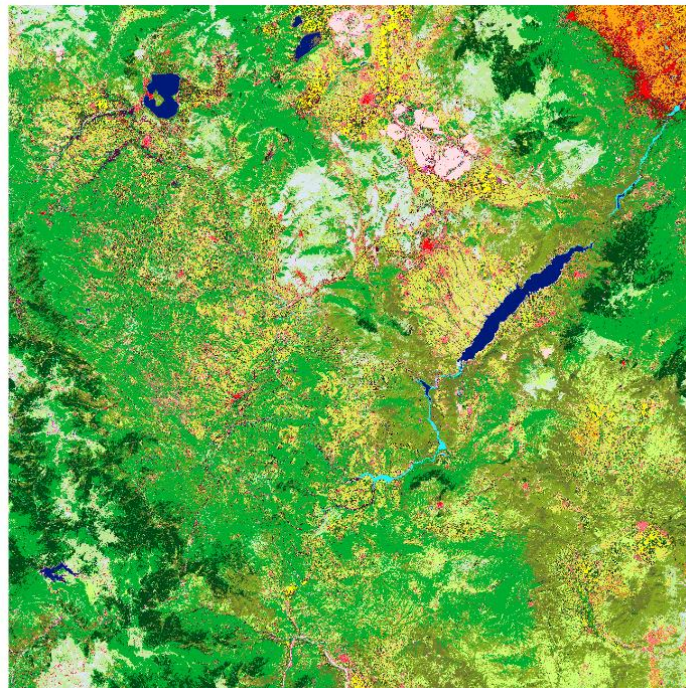
Αθήνα, Φεβρουάριος 2019



NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF ATHENS
SCHOOL OF RURAL AND SURVEYING ENGINEERING
Postgraduate Degree of Specialisation (MSc Degree) in GEOINFORMATICS
Remote Sensing Laboratory

Master Thesis

Transfer Learning for Land Cover Classification with Historical Reference Data



Ioannis Gkinis

Athens, February 2019



RSLab

Remote Sensing Laboratory
National Technical University of Athens

✓ Sensing ✓ Analytics ✓ Monitoring





ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ & ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ
Δ.Π.Μ.Σ. ΓΕΩΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ
Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης

Μεταπτυχιακή Εργασία

**Διερεύνηση Τεχνικών Μεταφοράς Μάθησης
για Χαρτογράφηση Κάλυψης Γης με Δεδομένα
Αναφοράς Προηγούμενων Ετών**

Ιωάννης Γκίνης

.....

Τριμελής εξεταστική επιτροπή:

Κ. Καραντζαλος

Δ. Αργιαλάς

Α. Δουλάμης

.....

.....

.....

Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.
επιβλέπων

Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Επ. Καθηγητής
Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Φεβρουάριος 2019

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Θα ήθελα να ευχαριστήσω αρχικά τον κ. Κωνσταντινό Καραντζαλο για την καθοριστική συμβολή του στην εκπόνηση της συγκεκριμένης εργασία. Θα ήθελα να τον ευχαριστήσω ιδιαίτερω για την αμεσότητα του και το ευχάριστο κλίμα της συνεργασίας μας. Μέσα από τις γνώσεις και τις συμβουλές του κατάφερα να φέρω εις πέρας την παρούσα εργασία.

Στη συνέχεια, θα ήθελα να ευχαριστήσω τη Χριστίνα Καρακίζη, για τις συμβουλές της, την υπομονή της και την αμέριστη βοήθεια της, που ήταν καθοριστική, σε όλα τα επίπεδα.

Επίσης, θα ήθελα να ευχαριστήσω την Ολυμπία Γούναρη και τον Αλέξανδρο Φαλάγγα για τα εργαλεία που μου παραχώρησαν. Ευχαριστώ επίσης τους καθηγητές Δ.Αργιαλά και Α. Δουλάμη για το ενδιαφέρον που έδειξαν και την παράθεση χρήσιμων παρατηρήσεων περαιτέρω εμβάθυνσης της παρούσας εργασίας κατά την παρουσίαση.

Από, το εργαστήριο τηλεπισκόπησης θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κ. Χρήστο Ιωσηφίδη και τον κ. Κολοκούση Πολυχρόνη, για την πολύτιμη βοήθειά τους σε τεχνικά θέματα.

*Γκίνης Ιωάννης
Αθήνα, Μάρτιος 2019*

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η διαθέσιμη πληθώρα διαχρονικών δορυφορικών εικόνων επιτρέπει την παραγωγή χαρτών κάλυψης γης για μεγάλες εκτάσεις σε υψηλή χωρική και χρονική ανάλυση. Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης ταξινόμησης έχουν αποδειχθεί ως οι πλέον αποτελεσματικοί για την αυτόματη και ημι-αυτόματη παραγωγή χαρτών, αλλά για την εφαρμογή τους αναγκαία είναι η διάθεση και χρήση δεδομένων αναφοράς. Επιπρόσθετα, η συλλογή, σε ετήσια βάση, νέων δεδομένων αναφοράς και ελέγχου αποτελεί μια ιδιαίτερα χρονοβόρα και κοστοβόρα διαδικασία. Στην παρούσα εργασία διερευνήθηκε η αποτελεσματικότητα συστημάτων ταξινόμησης τα οποία αξιοποιούν δεδομένα αναφοράς παλαιότερων ετών με απώτερο σκοπό τη συλλογή σημαντικά λιγότερων (ή και καθόλου) νέων δεδομένων αναφοράς. Για τα πειράματα χρησιμοποιήθηκαν δορυφορικά δεδομένα υψηλής χωρικής ανάλυσης (Sentinel-2) για τα έτη 2016 και 2017, σε περιοχή μελέτης της Δυτικής Μακεδονίας. Συγκεκριμένα δημιουργήθηκαν δύο διαχρονικοί πολυφασματικοί κύβοι 11 διαφορετικών ημερομηνιών, ένας για κάθε έτος. Τα διαθέσιμα δεδομένα αναφοράς για το έτος 2016 περιελάμβαναν 34 κατηγορίες κάλυψης γης, βασισμένες στην ονοματολογία του CORINE αλλά και πολυάριθμες καλλιέργειες από γεωχωρικά δεδομένα του ΟΠΕΚΕΠΕ. Τα δεδομένα ελέγχου για το έτος 2017 δημιουργήθηκαν με προβολή και όπου απαιτούταν τροποποίηση των αντίστοιχων πολυγώνων των κατηγοριών από το 2016 για τις γενικές κατηγορίες κάλυψης ενώ οι αρόσιμες καλλιέργειες ψηφιοποιήθηκαν εκ νέου με νέα δεδομένα του ΟΠΕΚΕΠΕ για το 2017. Η ταξινόμηση βασίστηκε σε φασματικά χαρακτηριστικά και πιο συγκεκριμένα στα 5 πολυφασματικά κανάλια (Blue, Green, Red, NIR, SWIR) και σε 5 φασματικούς δείκτες (NDVI, MSAVI, NDWI, NDBI, MNDWI) ενώ υλοποιήθηκε με χρήση του ταξινομητή Random Forest. Η πειραματική εφαρμογή της μεθοδολογίας απαρτίστηκε από 6 πειράματα ταξινόμησης. Στο πρώτο πείραμα το μοντέλο που εκπαιδεύτηκε με τα δεδομένα αναφοράς του 2016 στο κύβο του 2016 (Source Domain), εφαρμόστηκε για την πρόβλεψη στον κύβο του 2017. Στα πειράματα 2-5 χρησιμοποιήθηκαν τα πολύγωνα εκπαίδευσης του 2016 για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών του κύβου του 2017 και πρόβλεψη στο 2017, με μικρές διαφοροποιήσεις. Τέλος, στο 6^ο πείραμα χρησιμοποιήθηκε μικρό ποσοστό δεδομένων αναφοράς του 2017 παράλληλα με τα δεδομένα αναφοράς του 2016 για την εκπαίδευση του ταξινομητή για την πρόβλεψη στο κύβο του 2017. Το πρώτο πείραμα απέδωσε χαμηλά ποσοστά (42%) μέσης ακρίβειας για τις κατηγορίες, τα πειράματα 2-5 μέσα ποσοστά (65%-67%) μέσης ακρίβειας και το έκτο πείραμα υψηλά ποσοστά (86%) μέσης ακρίβειας. Από τη συνολική ποσοτική και ποιοτική αξιολόγηση της μεθοδολογίας και των αποτελεσμάτων δημιουργούνται προσδοκίες για την εφαρμογή τεχνικών μεταφοράς μάθησης σε τηλεπισκοπικές εφαρμογές που απαιτούν την χρήση πληθώρας δεδομένων αναφοράς.

Abstract

Currently, the availability of an unprecedented volume of multitemporal satellite data increases the capacity for large scale land-cover map production at high spatial and temporal resolution. Supervised classification algorithms have been documented as the most effective for automatic and semi-automatic map production, but the availability and use of reference data is a prerequisite for their implementation. In addition, the collection and annotation of new reference data on a yearly basis is a very time and cost consuming process. This Master Thesis investigates the effectiveness of classification systems that use outdated reference data from past years towards the direction of collecting significantly fewer (or not at all) new reference data. Sentinel-2 satellite data for years 2016 and 2017 were used for the experiments over a one-tile-large study area, part of western Macedonia (Greece) region. In particular, two multi-temporal spectral cubes of 11 different dates were created, one for each year. The available reference data for the year 2016 included 34 land cover categories, based on the CORINE nomenclature and included also numerous crops derived from Greek Payment Authority of Common Agricultural Policy (OPEKEPE) geospatial data. Testing data for the year 2017 were created by projecting the available ones from 2016 and modified when needed, while the arable crops were annotated anew with OPEKEPE data for 2017. The classification applied a Random Forest classifier based on spectral features, i.e., five spectral bands (Blue, Green, Red, NIR, SWIR) and five spectral indices (NDVI, MSAVI, NDWI, NDBI, MNDWI). The methodology application set-up consisted of 6 classification experiments. For the first experiment the model trained with the reference data of 2016 on the 2016 cube (Source Domain) was used to predict the 2017 cube. For experiments 2-5 the 2016 training polygons were used for the feature's extraction from the 2017 cube and for prediction on the 2017 cube, with minor modifications. Finally, for the 6th experiment a small amount of reference data of 2017 were used along with the 2016 reference data for building a model to predict 2017 cube. The first experiment yielded low rates (42%) for average precision of all classes, experiments 2-5 middle rates (65% -67%), and the sixth experiment highly accurate results based on average precision (86%). From the overall quantitative and qualitative evaluation of the methodology and results raise expectations for the implementation of transfer learning techniques in remote-sensing applications requiring the use of numerous reference data.



RSLab

Remote Sensing Laboratory
National Technical University of Athens

✓ Sensing ✓ Analytics ✓ Monitoring



Πίνακας Περιεχομένων

1.	Εισαγωγή	9
1.1.	Αντικείμενο και Στόχοι της Εργασίας.....	9
1.2.	Κίνητρο και Συνεισφορά	10
2.	Θεωρητικό Υπόβαθρο & Σχετική Βιβλιογραφία	11
2.1.	Τηλεπισκόπηση και Γεωχωρικά Δεδομένα	11
2.1.1.	Ηλεκτρομαγνητικό φάσμα και τηλεπισκόπηση	11
2.1.2.	Πολυφασματικές εικόνες και δείκτες τηλεπισκόπησης.....	13
2.1.3.	Ο Δορυφόρος Sentinel-2	15
2.1.4.	Το πρόγραμμα COR.IN.E.....	16
2.1.5.	ΟΠΕΚΕΠΕ και γεωχωρικά δεδομένα καλλιεργειών.....	17
2.2.	Ταξινόμηση Δορυφορικών Εικόνων.....	19
2.2.1.	Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης.....	25
2.2.2.	Συνδυαστικοί ταξινομητές και ταξινομητής Random Forest	26
2.2.3.	Ανασκόπηση Εφαρμογών Μηχανικής Μάθησης σε Ταξινόμηση	30
2.3.	Μέθοδοι Μεταφοράς Μάθησης	31
2.3.1.	Ανασκόπηση Εφαρμογών Μεταφοράς Μάθησης σε εφαρμογές Τηλεπισκόπησης.....	33
3.	Μεθοδολογία και Υλοποίηση.....	37
3.1.	Περιοχή Μελέτης	37
3.2.	Δορυφορικά Δεδομένα	38
3.3.	Προ-επεξεργασία Δορυφορικών Δεδομένων	38
3.3.1.	Ατμοσφαιρικές Διορθώσεις	39
3.3.2.	Βελτίωση Χωρικής ανάλυσης.....	40
3.3.3.	Κανονικοποίηση Φασματικών Τιμών και Υπολογισμός Δεικτών.....	41
3.3.4.	Παραγωγή Φασματικού υπερκύβου.....	41
3.4.	Κατηγορίες Ταξινόμησης.....	41
3.5.	Δημιουργία δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου	42
3.6.	Βήματα Ταξινόμησης.....	45
3.7.	Περιγραφή Πειραμάτων.....	46
4.	Αποτελέσματα και Αξιολόγηση	49
4.1.	Source Domain	49
4.2.	1 ^ο Μοντέλο (RF Χ2016 – γ2016)	52

4.3.	2 ^ο Μοντέλο (RF Χ2017 – γ2016)	54
4.4.	3 ^ο Μοντέλο (RF Χ2017 + augmented – γ2016)	56
4.5.	4 ^ο Μοντέλο (RF Χ2016 + Χ2017– γ2016)	58
4.6.	5 ^ο Μοντέλο (RF Χ2016 + Χ2017+ augmented – γ2016)	60
4.7.	6 ^ο Μοντέλο (RF Μέθοδος μεταφοράς γνώσης)	62
4.8.	Συγκριτική Ποσοτική και Ποιοτική Αξιολόγηση	65
4.3.1.	Συνολική ποσοτική αξιολόγηση πειραμάτων	65
4.3.2.	Συνολική αξιολόγηση σε επίπεδο κατηγοριών	67
4.3.3.	Παραδείγματα βελτίωσης της χαρτογράφησης στην πειραματική εφαρμογή 69	
5.	Συμπεράσματα και Προοπτικές	71
	Βιβλιογραφία	73
	Πίνακας Πινάκων.....	77
	Πίνακας Σχημάτων	77

1. Εισαγωγή

Η ραγδαία ανάπτυξη σύγχρονων τηλεπισκοπικών αισθητήρων αλλά και η εφαρμογή δορυφορικών προγραμμάτων με ελεύθερη διάθεση δεδομένων έχει οδηγήσει στην παραγωγή ενός διαρκώς αυξανόμενου όγκου δεδομένων υψηλής χωρικής και φασματικής ανάλυσης, που μπορούν να αξιοποιηθούν σε πληθώρα εφαρμογών. Η ταξινόμηση της κάλυψης γης με τη χρήση δεδομένων τηλεπισκόπησης μπορεί να βασιστεί σε επιβλεπόμενες μεθόδους ταξινόμησης, οι οποίες συνήθως απαιτούν ένα σύνολο νέων δειγμάτων αναφοράς για νέες περιοχές μελέτης [1,2]. Ωστόσο, η συλλογή εκτεταμένων δεδομένων αναφοράς είναι εξαιρετικά δαπανηρή και χρονοβόρα, ενώ σε μερικές περιπτώσεις μπορεί να είναι και αδύνατη [3,4]. Προκειμένου να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα αυτό, έχουν προταθεί στη διεθνή βιβλιογραφία πολυάριθμες μέθοδοι, όπως η μη επιβλεπόμενη [5] και η ημι-επιβλεπόμενη ταξινόμηση [6,7] Παρόλο που αυτές οι προσεγγίσεις αποσκοπούν στη μείωση του πλήθους των απαιτούμενων δεδομένων αναφοράς, δεν είναι τόσο αποτελεσματικές όσο οι επιβλεπόμενες μέθοδοι.

Ένας άλλος τρόπος για να μειωθεί το κόστος συλλογής δειγμάτων αναφοράς είναι να χρησιμοποιηθούν τα δεδομένα που συλλέχθηκαν στο παρελθόν για να ταξινομήσουν μια νέα εικόνα. Αυτή η στρατηγική θεωρεί ότι τα παλιά δεδομένα, ακόμη και αν είναι παρωχημένα, μπορούν να δώσουν χρήσιμες πληροφορίες σε μια νέα ταξινόμηση. Σε πολλές περιπτώσεις βέβαια, αν και τα παλιά δεδομένα παραμένουν χρήσιμα για την εκπαίδευση ενός νέου ταξινομητή [8], η διαδικασία αξιολόγησης και επιλογής τους μπορεί να είναι προβληματική. Ωστόσο, σύμφωνα με τη βιβλιογραφία, αυτό το ζήτημα μπορεί να ξεπεραστεί χρησιμοποιώντας μεθόδους μεταφοράς μάθησης, οι οποίες μπορούν να χρησιμοποιηθούν για τη μεταφορά της γνώσης που έμαθε το μοντέλο ταξινόμησης από ένα παλιό τομέα σε ένα νέο.

Οι παραδοσιακές μέθοδοι ταξινόμησης προϋποθέτουν ότι τα σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και αξιολόγησης προέρχονται από την ίδια κατανομή [9]. Έτσι, οι τυχόν αλλαγές διανομής απαιτούν την επανεκπαίδευση των περισσότερων μοντέλων ταξινόμησης χρησιμοποιώντας τα πρόσφατα δεδομένα εκπαίδευσης. Τη λύση σε αυτό τον περιορισμό δίνουν οι μέθοδοι μεταφοράς μάθησης.

1.1. Αντικείμενο και Στόχοι της Εργασίας

Βασικό αντικείμενο της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας αποτέλεσε η ανάπτυξη, εφαρμογή και αξιολόγηση μεθοδολογίας με σκοπό τη χαρτογράφηση κάλυψης γης με δεδομένα αναφοράς προηγούμενων ετών. Βασική επιδίωξη αποτέλεσε η δημιουργία ενός συστήματος το οποίο θα αντικαταστήσει την τρέχουσα παραγωγή χαρτών κάλυψης γης με δορυφορικά δεδομένα χρησιμοποιώντας μεθόδους μεταφοράς μάθησης. Πιο συγκεκριμένα, στο πλαίσιο της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας προτάθηκαν διάφορα απλά συστήματα ταξινόμησης για να αντικατασταθεί η τρέχουσα διαδικασία παραγωγής ετήσιων χαρτών που απαιτεί τη χρονοβόρα συλλογή και ψηφιοποίηση νέων δεδομένων αναφοράς. Εφαρμόστηκαν έξι πειράματα μεταφοράς μάθησης με στόχο την παραγωγή χαρτών που θα ανταποκρίνονται στις προδιαγραφές των σύγχρονων ευρωπαϊκών χαρτών καλύψεων γης.

Ως προς την πορεία παραγωγής του χάρτη, στόχος της εργασίας, αποτέλεσε η εφαρμογή της βέλτιστης ταξινόμησης των πολυφασματικών δεδομένων. Η βέλτιστη διαδικασία προσεγγίστηκε μέσα από την υλοποίηση πολυάριθμων πειραμάτων, στα οποία εισήχθη κάθε φορά και διαφορετική πληροφορία. Μέσα από συγκρίσεις και αναλύσεις, των συνολικών μεγεθών ακρίβειας και των ατομικών μεγεθών για την κάθε κλάση αναδείχθηκε η βέλτιστη ταξινόμηση, βάση της οποίας παρήχθη και ο τελικός χάρτης. Ακόμη, εξήχθησαν χρήσιμα συμπεράσματα για την χρησιμότητα δεικτών και καναλιών, για το βέλτιστο όγκο της εισαχθείσας πληροφορίας, αλλά και για την ικανότητα του ταξινομητή να ταξινομήσει εικόνες με δεδομένα προηγούμενων ετών.

1.2. Κίνητρο και Συνεισφορά

Κίνητρο για τη διερεύνηση και αξιολόγηση προηγμένων τηλεπισκοπικών μεθόδων για τη χαρτογράφηση κάλυψης γης αποτέλεσε η σύγχρονη και επιτακτική ανάγκη για ανάπτυξη αυτοματοποιημένων μεθόδων εξαγωγής πληροφορίας από τα ποικίλα διαθέσιμα τηλεπισκοπικά δεδομένα, με σκοπό τη χαρτογράφηση χρήσεων/καλύψεων γης και την παρατήρηση των φυσικών και ανθρωπογενών μεταβολών.

Η συνεισφορά της εργασίας συνοψίζεται στις παρακάτω συνιστώσες:

- Σχεδιασμός και πειραματισμοί προς νέα γενικευμένα μοντέλα και τεχνικές μεταφοράς μάθησης για την ταξινόμηση διαχρονικών τηλεπισκοπικών δεδομένων.
- Ανάπτυξη αλγορίθμων για την αυτοματοποίηση των διαδικασιών εκπαίδευσης, ταξινόμησης και αξιολόγησης των αποτελεσμάτων.
- Αντιμετώπιση της χρονοβόρας διαδικασίας συλλογής δεδομένων αναφοράς.

2. Θεωρητικό Υπόβαθρο & Σχετική Βιβλιογραφία

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύεται το θεωρητικό υπόβαθρο και περιγράφονται οι απαραίτητες εισαγωγικές έννοιες για το αντικείμενο, τα δεδομένα και τις τεχνικές που αξιοποιήθηκαν στην παρούσα μελέτη. Αναλύονται λεπτομερώς τα θεωρητικά εργαλεία τα οποία θα εφαρμοστούν για τις ανάγκες της παρούσας μελέτης, σε συνδυασμό με τη σχετική βιβλιογραφία, στην οποία βασίστηκε η μεθοδολογία που ακολουθήθηκε.

2.1. Τηλεπισκόπηση και Γεωχωρικά Δεδομένα

2.1.1. Ηλεκτρομαγνητικό φάσμα και τηλεπισκόπηση

Με τον όρο Τηλεπισκόπηση εννοείται η επιστήμη της λήψης πληροφοριών (φασματικών, χωρικών, χρονικών) μέσα από ανάλυση δεδομένων τα οποία συλλέχθηκαν από ειδικά όργανα που δεν είχαν καμία φυσική επαφή με τα αντικείμενα-στόχους και της παρατήρησης φαινομένων και χαρακτηριστικών από απόσταση [10]. Η επιστήμη της τηλεπισκόπησης, η οποία ξεκίνησε το 1967 από τη NASA, με τη σχεδίαση του πρώτου εμπορικού τηλεπισκοπικού δορυφόρου Landsat-1, ή ουσιαστικότερα το 1972 με την εκτόξευση του πρώτου δορυφόρου Landsat-1, επέφερε μεγάλη επανάσταση στο χώρο της Χαρτογραφίας, διότι εισήγαγε την παρατήρηση και παρακολούθηση του γήινου περιβάλλοντος στο σύνολό του και σε συνεχή περιοδική χρονική κλίμακα [11]. Για τους χαρτογράφους, οι δορυφόροι Landsat αντιπροσωπεύουν την αρχή της συστηματικής εκμετάλλευσης μιας νέας και ανεξάντλητης πηγής στοιχείων. Βέβαια, η σημαντικότερη και πολύτιμη συνεισφορά της χρήσης της αεροφωτογραφίας στη χαρτογραφία δεν υποτιμάται και συνεχίζει να χρησιμοποιείται. Όμως, η συνεχής βελτίωση των χαρακτηριστικών της ψηφιακής τηλεπισκοπικής εικόνας και των τεχνικών επεξεργασίας της, καθιστούν αυτή τη νέα πηγή δεδομένων, όλο και περισσότερο κατάλληλη σε εφαρμογές μεγάλης κλίμακας, όπως αυτές της μελέτης και παρακολούθησης αστικών περιοχών. Στη διεθνή βιβλιογραφία χρησιμοποιείται ο όρος Remote Sensing και σύμφωνα με τον ορισμό, η έννοια της Τηλεπισκόπησης μπορεί να συμπεριλάβει ένα ευρύ πεδίο εφαρμογών, τεχνικών ή και φυσιολογικών λειτουργιών, όπως για παράδειγμα την ανθρώπινη όραση. Στην πραγματικότητα, σήμερα με τον όρο Τηλεπισκόπηση εννοούμε "την επιστήμη και την τεχνολογία παρατήρησης και μελέτης των χαρακτηριστικών της γήινης επιφάνειας από απόσταση, βάσει της αλληλεπίδρασης των υλικών που βρίσκονται επάνω σε αυτή με την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία". Η παρατήρηση της επιφάνειας της γης είναι δυνατή με τη χρήση ψηφιακών σαρωτών (τηλεπισκοπικών ανιχνευτών) που ανιχνεύουν την ανάκλαση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας της γήινης επιφάνειας και την αποδίδουν ως ψηφιακή εικόνα. Οι σαρωτές μπορεί να είναι εγκατεστημένοι σε τεχνητούς δορυφόρους που βρίσκονται σε τροχιά γύρω από τη γη ή να βρίσκονται σε αερομεταφερόμενα μέσα (αεροσκάφη, ελικόπτερα).

Ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία

Κάθε τηλεπισκοπική απεικόνιση προκύπτει ουσιαστικά με την κατάλληλη καταγραφή ποιοτικών και μετρητικών πληροφοριών, οι οποίες μεταφέρονται μέσω της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας μετά από την αλληλεπίδραση με την ατμόσφαιρα και τα αντικείμενα/εμφανίσεις στην επιφάνεια της γης. Η δυνατότητα λήψης δεδομένων σε μια

μεγάλη περιοχή του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος (από την κοσμική ακτινοβολία μέχρι τα μικροκύματα), σε συνδυασμό με το γεγονός ότι η κατανομή της ακτινοβολίας που εκπέμπει ή ανακλά κάθε αντικείμενο/εμφάνιση σε διάφορα μήκη κύματος είναι χαρακτηριστική της φυσικής κατάστασης και της χημικής του σύστασης, οδηγεί στην εξ αποστάσεως αναγνώριση και μελέτη του, δηλαδή σε εφαρμογή της τηλεπισκόπησης. Οι δέκτες οι οποίοι είναι τοποθετημένοι σε δορυφόρους καταγράφουν την ηλεκτρομαγνητική ενέργεια ή την ένταση των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων. Οι κύριες ιδιότητες που χαρακτηρίζουν ένα ηλεκτρομαγνητικό κύμα, όπως και κάθε κύμα γενικότερα, είναι το μήκος κύματος (λ), που ορίζεται ως η απόσταση μεταξύ δύο κορυφών του κύματος, και η συχνότητά του (ν), δηλαδή ο αριθμός των κυμάτων που διέρχονται από ένα σημείο σε ένα δευτερόλεπτο, η οποία μετράται σε Hertz (Hz). Το σύνολο των ηλεκτρομαγνητικών κυμάτων με διαφορετικό μήκος κύματος αποτελεί το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα. Το ηλεκτρομαγνητικό φάσμα συνίσταται από κύματα με μήκη κύματος από 0,1 μ m (1m = 1.000.000 μ m) έως 100m και περιλαμβάνει: το πεδίο ακτίνων γ (γ -rays), το πεδίο ακτίνων x (x-rays), το πεδίο υπεριώδους ακτινοβολίας (ultraviolet), το πεδίο ορατού φωτός (visible light), το πεδίο υπέρυθρης ακτινοβολίας (infrared), το πεδίο μικροκυμάτων (microwaves) και το πεδίο ραδιοκυμάτων (radiowaves). Από το συνολικό πεδίο του φάσματος της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας, η τηλεπισκόπηση αξιοποιεί την περιοχή εκείνη που έχει μήκος κύματος $10^{-6} \mu\text{m} < \lambda < 1\text{m}$ και περιλαμβάνει το υπεριώδες, το ορατό φως, το εγγύς και μέσο υπέρυθρο, το θερμικό υπέρυθρο και τα μικροκύματα. Κατά την αλληλεπίδραση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας με ένα αντικείμενο/εμφάνιση στην επιφάνεια της γης, το ποσό της ακτινοβολίας που ανακλάται, απορροφάται ή διαδίδεται από αυτό, εξαρτάται από τη σύσταση του συγκεκριμένου σώματος και από τις υπάρχουσες συνθήκες. Η ιδιότητα αυτή των αντικειμένων/εμφανίσεων επιτρέπει τον εντοπισμό και τη διάκρισή τους σε μια τηλεπισκοπική απεικόνιση. Επιπλέον, για το ίδιο αντικείμενο/εμφάνιση η αναλογία της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας που ανακλάται, απορροφάται ή διαδίδεται, ποικίλει ανάλογα με το μήκος κύματος. Παραδείγματος χάριν, δύο αντικείμενα/εμφανίσεις μπορεί να παρουσιάζονται εντελώς όμοια σε ένα συγκεκριμένο πεδίο του φάσματος της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας, αλλά στην πραγματικότητα να είναι εντελώς διαφορετικά και άρα διακριτά μεταξύ τους. Στο ορατό μέρος του φάσματος οι διαφορές αυτές μας δίνουν την αίσθηση του χρώματος, π.χ. θεωρούμε ότι κάποιο σώμα είναι μπλε, όταν έχει μεγάλη ανακλαστικότητα στο μπλε τμήμα του φάσματος, ή θεωρούμε ότι είναι πράσινο, όταν έχει μεγάλη ανακλαστικότητα στο πράσινο κ.ο.κ. Ένας ακόμα παράγοντας που επηρεάζει τον τρόπο που αλληλεπιδρά η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία με τα αντικείμενα/εμφανίσεις στην επιφάνεια της γης, είναι η επιφανειακή τραχύτητά τους ή υφή τους. Αντικείμενα/εμφανίσεις που είναι επίπεδα, λειτουργούν σαν κάτοπτρα όταν η γωνία πρόσπτωσης ισούται με τη γωνία ανάκλασης της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας, ενώ όσα έχουν τραχεία επιφάνεια, ανακλούν ομοιόμορφα προς όλες τις διευθύνσεις διαχέοντας την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία. Συνήθως όμως, τα περισσότερα αντικείμενα/εμφανίσεις αλληλεπιδρούν με την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία κατά έναν ενδιάμεσο τρόπο. Για παράδειγμα, στο πεδίο των ραδιοκυμάτων ένα βραχώδες έδαφος απεικονίζεται ομαλό, σχεδόν λείο, ενώ στο ορατό τμήμα του φάσματος ακόμη και η πολύ λεπτή άμμος παρουσιάζεται στην απεικόνιση σαν να έχει τραχεία υφή. Κάθε αντικείμενο/εμφάνιση έχει μια φασματική υπογραφή, όπως ονομάζεται, η οποία είναι το ποσό της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας που ανακλάται από το αντικείμενο/εμφάνιση. Το ποσό αυτό καταγράφεται

από τον δέκτη ως μια συγκεκριμένη τιμή για κάθε πεδίο του φάσματος της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας. Ανάλογα με το εκάστοτε εξεταζόμενο πεδίο του φάσματος, για το ίδιο αντικείμενο/εμφάνιση, μπορούμε να πάρουμε και διαφορετική πληροφορία. Έτσι, η φασματική υπογραφή μας επιτρέπει να διακρίνουμε το χιόνι από το νερό, τη βλάστηση από το χώμα, τους διάφορους τύπους πετρωμάτων μεταξύ τους, τις διάφορες ενώσεις στην ατμόσφαιρα κ.λπ.

Φωτοερμηνεία

Φωτοερμηνεία είναι ο οπτικός προσδιορισμός της ταυτότητας των αντικειμένων στην επιφάνεια της γης, καθώς και η ανάλυση και κρίση της σημασίας τους από αεροφωτογραφίες. Η φωτοερμηνεία αποτελεί ένα επιστημονικό και τεχνικό εργαλείο απόκτησης, συλλογής, ψηφιακής επεξεργασίας, ανάλυσης, αξιολόγησης και αξιοποίησης ολοκληρωμένων μετρητικών και ποιοτικών πληροφοριών για τη Γη και το Περιβάλλον από μακριά. Η εμπειρία, η λογική κι η επιστημονική γνώση, είναι ουσιαστικής σημασίας εργαλεία στην Φωτοερμηνευτική Μεθοδολογία [12].

2.1.2. Πολυφασματικές εικόνες και δείκτες τηλεπισκόπησης

Μια πολυφασματική δορυφορική εικόνα αποτελείται από πολλές εικόνες της ίδιας ακριβώς περιοχής στην επιφάνεια της γης καταγεγραμμένες την ίδια χρονική στιγμή αλλά σε διαφορετικό μήκος κύματος. Τα διάφορα αντικείμενα στην επιφάνεια της γης, δηλαδή ουσιαστικά οι διαφορετικές καλύψεις γης, αντιδρούν διαφορετικά στην ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία (του ήλιου για τους παθητικούς αισθητήρες) και εμφανίζονται φωτεινότερα ή σκοτεινότερα ανάλογα με το μήκος κύματος του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος που προσπίπτει σε αυτά. Με αυτόν τον τρόπο προκύπτουν εικόνες ακριβώς της ίδιας περιοχής καταγεγραμμένες την ίδια χρονική στιγμή αλλά με διαφορετική φωτεινή ένταση στις διαφορετικές περιοχές τους. Η διαφορετικότητα αυτή της καταγραφής στα διαφορετικά μήκη κύματος (όχι μόνον του ορατού φάσματος αλλά και στο υπέρυθρο και στις θερμικές περιοχές του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος) είναι μία σημαντική αρχή πάνω στην οποία βασίστηκε η Τηλεπισκόπηση.

Η διαφοροποίηση καλύψεων γης θα ήταν σχετικά αδύνατο να εντοπιστεί μόνο σε κάποια εικόνα καταγεγραμμένη σε συγκεκριμένο μήκος κύματος. Μία πολυφασματική δορυφορική εικόνα αποτελείται από τόσες επιμέρους εικόνες όσα και τα μήκη κύματος που καταγράφονται, για την ίδια ακριβώς περιοχή, την ίδια ακριβώς χρονική στιγμή και οι εικόνες αυτές είναι απολύτως υπερθέσιμες μεταξύ τους, δηλαδή το κάθε εικονοστοιχείο απεικονίζει ακριβώς την ίδια περιοχή στα διαφορετικά μήκη κύματος. Κάθε μια από τις πολλές (δισδιάστατες) εικόνες που αποτελείται μια πολυφασματική (τρισδιάστατη) δορυφορική εικόνα ονομάζεται φασματικό κανάλι ή φασματική μπάντα [13].

Οι δείκτες, είναι εικόνες που προκύπτουν μέσα από μαθηματικές πράξεις που πραγματοποιούμε ανάμεσα στα κανάλια μίας ή διαφορετικών εικόνων. Μέσα κυρίως από τους λόγους των καναλιών κατασκευάζονται δείκτες, που στηρίζονται στις φασματικές ιδιότητες των υλικών παρατήρησης. Η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία που προσπίπτει, έχει διαφορετική απορρόφηση για κάθε ένα από τα υλικά της επιφάνειας. Οι λόγοι των καναλιών και κατά συνέπεια οι δείκτες, παρέχουν χρήσιμη πληροφορία για τη σύσταση του κάθε υλικού. Χρησιμοποιώντας το παραπάνω χαρακτηριστικό έχουν δημιουργηθεί απλοί ή πιο

σύνθετοι δείκτες. Παράδειγμα αποτελούν οι δείκτες για τον εντοπισμό βλάστησης, χώματος, ορυκτών, αστικών περιοχών, νερού, χιονιού ή καμένων εκτάσεων.

Δείκτης βλάστησης (Normalized Difference Vegetation Index -NDVI)

Βάσει των φασματικών ιδιοτήτων της βλάστησης, έχουν αναπτυχθεί αρκετοί διαφορετικοί δείκτες βλάστησης. Ο σχηματισμός τους προκύπτει από πράξεις, οι οποίες δίνουν μία χαρακτηριστική τιμή για την υγεία της βλάστησης που καλύπτει ένα εικονοστοιχείο. Στη παρούσα εργασία, χρησιμοποιήθηκε ο δείκτης NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) – Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης [14]. Αποτελεί το πιο συχνά χρησιμοποιούμενο δείκτη, καθώς έχει ελάχιστες επιδράσεις λόγω τοπογραφίας και ταυτόχρονα παραμένει σχεδόν αναλλοίωτος από διάφορες ανεπιθύμητες συνθήκες που μπορεί να προέλθουν από σκιάσεις. Ο δείκτης NDVI υπολογίζεται από το τύπο:

$$NDVI = \frac{B_8 - B_4}{B_8 + B_4}$$

Δείκτης νερού (Normalized Difference Water Index – NDWI)

Ο δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς νερού, δημιουργήθηκε [15] για τη παρακολούθηση αλλαγών του νερού σε μάζες αυτού. Με βάση την υψηλή ανακλαστικότητα του νερού στο πράσινο μήκος κύματος, την χαμηλή ανακλαστικότητα των υδάτινων περιοχών στο εγγύς υπέρυθρο, αλλά ταυτόχρονα και την μεγάλη ανακλαστικότητα του NIR στη χερσαία βλάστηση και το έδαφος, δημιουργήθηκε ο τύπος του:

$$NDWI = \frac{B_3 - B_8}{B_3 + B_8}$$

Ομαλοποιημένος Δείκτης Αστικής Μεταβολής (Normalized Difference Built-up Index – NDBI)

Ο δείκτης αυτός ξεχωρίζει τις αστικές περιοχές, στις οποίες συνήθως υπάρχει μεγαλύτερη ανάκλαση στη βραχεία υπέρυθρη περιοχή (SWIR) του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, σε σύγκριση με την εγγύς υπέρυθρη περιοχή (NIR). Χρησιμοποιείται σε προβλέψεις λεκανών απορροής, προγραμματισμό χρήσεων γης κ.α. Ακόμα, αναπτύχθηκε αρχικά για χρήση με δεδομένα Landsat TM (φασματικά κανάλια 5 και 4), όμως μπορεί να εφαρμοστεί σε οποιοδήποτε πολυφασματικό αισθητήρα έχει φασματικά κανάλια SWIR με εύρος 1.55 μm - 1.75 μm και NIR με εύρος 0.76-0.9 μm [16]. Ακολουθεί ο μαθηματικός τύπος:

$$NDBI = \frac{B_{11} - B_8}{B_{11} + B_8}$$

Δείκτης Βλάστησης (Modified Soil Adjusted Vegetation Index - MSAVI)

Ο «τροποποιημένος εδαφικά προσαρμοσμένος δείκτης βλάστησης» (Modified Soil Adjusted Vegetation Index, MSAVI), δημιουργήθηκε από τους Qi et al το 1994 με στόχο τη διόρθωση της φωτεινότητας του εδάφους σε διαφορετικές καλύψεις βλάστησης. Αναλυτικότερα πετυχαίνει: (α) την απομάκρυνση του «θορύβου» από την ανάκλαση του εδάφους όταν δεν το κατορθώνουν άλλοι δείκτες βλάστησης όπως ο NDVI και (β) την κανονικοποιημένη διόρθωση ώστε οι τιμές να μην είναι εκτός του διαστήματος [-1, 1], γεγονός που

παρατηρείται σε άλλους δείκτες. Το μεγαλύτερο πλεονέκτημα του δείκτη MSAVI είναι ότι ενώ ανήκει στους δείκτες που μετρούν την ραδιομετρική απόσταση από την γραμμή του εδάφους, πρακτικά δεν απαιτείται ο εμπειρικός προσδιορισμός της γραμμής του εδάφους. Οι τιμές κάτω από 0 υποδηλώνουν απουσία βλάστησης ενώ πάνω από 0 παρουσία βλάστησης [17]. Για το δορυφόρο Sentinel-2, ο τύπος είναι ως εξής:

$$MSAVI = \frac{(2 * B_8) + 1 - \sqrt{(2 * B_8 + 1)^2 - 8 * (B_8 - B_4)}}{2}$$

2.1.3. Ο Δορυφόρος Sentinel-2

Γενικά Στοιχεία

Ο δορυφόρος Sentinel-2, είναι μια αποστολή παρακολούθησης της Γης που αναπτύχθηκε από τον Ευρωπαϊκό Οργανισμό Διαστήματος (ESA), ως μέρος του Προγράμματος Copernicus, για την εκτέλεση επίγειων παρατηρήσεων, οι οποίες είναι αναγκαίες για την υποστήριξη υπηρεσιών όπως η παρακολούθηση των δασών, η ανίχνευση αλλαγών κάλυψης γης και η διαχείριση φυσικών καταστροφών. Αποτελείται από δύο ταυτόσημους δορυφόρους, τους Sentinel-2A και Sentinel-2B. Κάθε ένας από τους δορυφόρους αυτούς ζυγίζει 1140 Kg.

Έχουν σχεδιαστεί για 7 έτη και προοπτικές για ακόμη μεγαλύτερη διάρκεια ύπαρξης. Πετάνε σε ύψος 786 Km από την επιφάνεια της γης και έχουν γωνιακή απόκλιση 180ο μεταξύ τους. Επειδή υπάρχει επικάλυψη των δορυφορικών δεδομένων τους με τον δορυφόρο Landsat 8, η NASA και η ESA σε συνεννόηση οδήγησαν τους δύο δορυφόρους σε επαναδιέλευση 3 ημερών (από τον Ισημερινό). Οι δορυφόροι Sentinel 2 είναι προϊόντα συνεργασίας της Ευρωπαϊκής Επιτροπής Διαστήματος (European Space Agency – ESA), μιας κοινοπραξίας 60 εταιρειών με επικεφαλής την Airbus Defense and Space και υποστηρίζονται από το Εθνικό Κέντρο Διαστημικών Μελετών (Centre National d'Études Spatiales – CNES) της Γαλλίας και το Γερμανικό κέντρο Διαστημικής DLR, για την βελτιστοποίηση των καλύψεων της γήινης επιφάνειας.

Ιδιαίτερα γνωρίσματα και πλεονεκτήματα

Η αποστολή Sentinel-2 έχει τις ακόλουθες δυνατότητες:

- Πολλαπλά φασματικά δεδομένα με 13 ζώνες στο ορατό, στο κοντινό υπέρυθρο και στο μικροκυματικό υπέρυθρο τμήμα του φάσματος. (υπέρυθρη ακτινοβολία μικρού κύματος)
- Συστηματική συνολική κάλυψη των επιφανειών της γης από τις 56 ° N έως τις 84 ° B, τα παράκτια ύδατα και όλη τη Μεσόγειο Θάλασσα
- Επανεξέταση κάθε 5 ημέρες υπό τις ίδιες γωνίες θέασης. Σε μεγάλα γεωγραφικά πλάτη, ο Sentinel-2 επικαλύπτει ορισμένες περιοχές, οι οποίες παρατηρούνται δύο φορές ή και περισσότερες κάθε 5 ημέρες, αλλά με διαφορετικές οπτικές γωνίες θέασης.
- Χωρική ανάλυση 10 m, 20 m και 60 m.
- Πεδίο προβολής στα 290km.
- Δωρεάν και ανοιχτή πολιτική δεδομένων.

Φασματικά Κανάλια

Ο σχεδιασμός του πολυφασματικού οργάνου του δορυφόρου Sentinel-2, βασίστηκε στην ανάγκη για μεγάλο εύρος πληροφορίας, υψηλής γεωμετρικής και φασματικής ακρίβειας. Έτσι, χρησιμοποιήθηκαν 13 φασματικά κανάλια (Πίνακας 1). Τα κανάλια αυτά καλύπτουν μεγάλο εύρος του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, από τα 443.9 έως τα 2202.4nm και τα χαρακτηριστικά τους παρουσιάζονται στον Πίνακα 3.

Πίνακας 1: Τα Κανάλια του Sentinel-2 με τα χαρακτηριστικά τους.

Sentinel-2 bands	Sentinel-2A		Sentinel-2B		Spatial resolution (m)
	Central wavelength (nm)	Bandwidth (nm)	Central wavelength (nm)	Bandwidth (nm)	
Band 1 – Coastal aerosol	442.7	21	442.2	21	60
Band 2 – Blue	492.4	66	492.1	66	10
Band 3 – Green	559.8	36	559.0	36	10
Band 4 – Red	664.6	31	664.9	31	10
Band 5 – Vegetation red edge	704.1	15	703.8	16	20
Band 6 – Vegetation red edge	740.5	15	739.1	15	20
Band 7 – Vegetation red edge	782.8	20	779.7	20	20
Band 8 – NIR	832.8	106	832.9	106	10
Band 8A – Narrow NIR	864.7	21	864.0	22	20
Band 9 – Water vapour	945.1	20	943.2	21	60
Band 10 – SWIR – Cirrus	1373.5	31	1376.9	30	60
Band 11 – SWIR	1613.7	91	1610.4	94	20
Band 12 – SWIR	2202.4	175	2185.7	185	20

2.1.4. Το πρόγραμμα COR.IN.E.

Το COR.IN.E. (Coordination of Information on the Environment) είναι πρόγραμμα συντονισμού πληροφοριών για το περιβάλλον, το οποίο θεσπίστηκε το 1985. Κύριος δημόσιος φορέας στην Ευρώπη είναι ο ευρωπαϊκός οργανισμός περιβάλλοντος [18], ο οποίος είναι αρμόδιος για την παροχή τεκμηριωμένων και αντικειμενικών πληροφοριών του

περιβάλλοντος. Ο ΕΟΠ, ο οποίος λειτουργεί από το 1994 με έδρα την Κοπεγχάγη, είναι ο κεντρικός κόμβος του ευρωπαϊκού δικτύου πληροφοριών και παρατηρήσεων για το περιβάλλον (EIONET), ενός δικτύου που συνδέει 300 περίπου φορείς σε ολόκληρη την Ευρώπη, συλλέγοντας και διαδίδοντας πληροφορίες και στοιχεία για το περιβάλλον. Σήμερα 33 κράτη είναι μέλη του ΕΟΠ, 28 χώρες της ευρωπαϊκής ένωσης και η Ελβετία, η Ισλανδία, το Λιχτενστάιν, η Νορβηγία και η Τουρκία.

Το COR.IN.E. συνίσταται από ψηφιακούς χάρτες που δείχνουν τις πολλαπλές μεταβολές που υπέστησαν τα ευρωπαϊκά τοπία. Ο χάρτης αυτός δίνει τη δυνατότητα στους αρμοδίους για τη χάραξη πολιτικής να εξάγουν συμπεράσματα σε τομείς όπως της γεωργίας και των μεταφορών σχετικά με τις επιπτώσεις των ληφθέντων αποφάσεων στους περιορισμένους εδαφικούς πόρους μιας περιοχής και στο ευρύτερο περιβάλλον. Χρησιμοποιείται, μεταξύ άλλων, για την εξαγωγή πορισμάτων σχετικά με την εξάπλωση των αστικών περιοχών, για την υποστήριξη της προστασίας των οικοσυστημάτων, της αναστολής της υποβάθμισης της βιοποικιλότητας και της καταγραφής των συνεπειών της μεταβολής του κλίματος. Τα προϊόντα είναι δημοσιá διαθέσιμα, χωρίς κόστος στο δικτυακό τόπο του ΕΟΠ.

Η ονοματολογία της κάλυψης της γης COR.IN.E. οργανώνεται σε τρία επίπεδα όπως φαίνονται στον πίνακα 2.

2.1.5. ΟΠΕΚΕΠΕ και γεωχωρικά δεδομένα καλλιεργειών

Ο ΟΠΕΚΕΠΕ (Οργανισμός Πληρωμών και Ελέγχου Κοινοτικών Ενισχύσεων Προσανατολισμού και Εγγυήσεων) είναι ο Ελληνικός Οργανισμός πληρωμών των κοινοτικών ενισχύσεων που λειτουργεί από το 2001 υπέρ του δημοσίου συμφέροντος και εποπτεύεται από τον Υπουργό Αγροτικής Ανάπτυξης και Τροφίμων.

Στόχος του ΟΠΕΚΕΠΕ ως Οργανισμού Πληρωμών είναι να καταβάλλει έγκαιρα, σωστά και με διαφάνεια τις αγροτικές ενισχύσεις που χορηγούνται από την Ευρωπαϊκή Ένωση στον γεωργικό τομέα.

Ο οργανισμός διαθέτει τμήμα Τηλεπισκόπησης το οποίο αναλαμβάνει αντί των φυσικών επιτόπιων ελέγχων την φωτοερμηνεία όλων των αγροτεμαχίων που πρόκειται να ελεγχθούν ανά αίτηση (CAPI- Computer Aided Photo Interpretation) η οποία διεξάγεται σε τουλάχιστον μία εικόνα πολύ υψηλής ανάλυσης (VHR) (αεροφωτογραφία ή δορυφορική ορθοεικόνα με μέγεθος εικονοστοιχείου μικρότερο από 1m) του τρέχοντος έτους. Σε αυτή την περίπτωση ελέγχονται η έκταση του αγροτεμαχίου, η χρήση γης όπου αυτό είναι απαραίτητο καθώς και θέματα Πολλαπλής Συμμόρφωσης. Επιπλέον της εικόνας με πολύ υψηλή ανάλυση (VHR) χρησιμοποιούνται και εικόνες υψηλής ανάλυσης (HR) σε χρονοσειρά.

Ο ΟΠΕΚΕΠΕ συντονίζει το σύστημα καταγραφής των αγροτεμαχίων (LPIS) για τα οποία ζητείται οικονομική ενίσχυση, στα πλαίσια των γεωργικών επιδοτήσεων. Το σύστημα αυτό καταγράφει τα αγροτεμάχια σαν πολύγωνα και καλύπτει όλες τις αγροτικές εκτάσεις της χώρας. Τα αγροτεμάχια ορίζονται με βάση τον παραγωγό και την ομάδα των καλλιεργειών που καλλιεργούνται μέσα σ' αυτά. Το κάθε αγροτεμάχιο κωδικοποιείται με βάση τον Χαρτογραφικό Κωδικό που ορίζεται γεωγραφικά (συντεταγμένες).

Επιπρόσθετα ο ΟΠΕΚΕΠΕ οργανώνει ετήσια ορισμένες γρήγορες επισκέψεις πεδίου (RFVs) για τα αγροτεμάχια, για τα οποία η φωτοερμηνεία δεν επιτρέπει να επαληθευθεί η ακρίβεια

της δήλωσης κατά τρόπο που κρίνεται ικανοποιητικός από την αρμόδια αρχή. Τονίζεται ότι οι γρήγορες επισκέψεις πεδίου πραγματοποιούνται μόνο κατόπιν αντίστοιχης Για τα συγκεκριμένα αγροτεμάχια παρέχονται όλα τα απαραίτητα στοιχεία (πίνακες αγροτεμαχίων με τα αποτελέσματα Τηλεπισκόπησης και χάρτες, σε ψηφιακή μορφή). Οι επισκέψεις αυτές πραγματοποιούνται μόνο στις περιπτώσεις υποβολής ενστάσεων των παραγωγών κατά των αποτελεσμάτων της τηλεπισκόπησης.

Η παραπάνω διαδικασία αποτελεί την πιο αξιόπιστη μέθοδο καταγραφής των καλλιεργειών σε σχέση με την απλή δήλωση του κάθε παραγωγού μέσω του Συστήματος Αναγνώρισης Αγροτεμαχίων (LPIS).

Πίνακας 2: Ελληνική ονοματολογία CORINE LAND COVER.

Πρώτο επίπεδο	Δεύτερο επίπεδο	Τρίτο επίπεδο
1. Τεχνητές επιφάνειες	1.1 Αστικός ιστός	1.1.1 Συνεχής αστικός ιστός 1.1.2 Ασυνεχής αστικός ιστός
	1.2 Βιομηχανικές-εμπορικές ζώνες και δίκτυα μεταφορών	1.2.1 Βιομηχανικές και εμπορικές ζώνες 1.2.2 Οδικά και σιδηροδρομικά δίκτυα 1.2.3 Ζώνες λιμένων 1.2.4 Αεροδρόμια
	1.3 Ορυχεία, χώροι απορρίψεως απορριμμάτων και χώροι οικοδόμησης	1.3.1 Χώροι εξορύξεως ορυκτών 1.3.2 Χώροι απορρίψεως απορριμμάτων 1.3.3 Χώροι οικοδόμησης
	1.4 Τεχνητές μη γεωργικές ζώνες πράσινου	1.4.1 Περιοχές αστικού πρασίνου 1.4.2 Εγκαταστάσεις αθλητισμού και αναψυχής
2. Γεωργικές περιοχές	2.1 Αρόσιμη γη	2.1.1 Μη αρδευόμενη αρόσιμη γη 2.1.2 Μόνιμα αρδευόμενη γη 2.1.3 Ορυζώνες
	2.2 Μόνιμες καλλιέργειες	2.2.1 Αμπελώνες 2.2.2 Οπωροφόρα δένδρα και φυτείες με σαρκώδεις καρπούς 2.2.3 Ελαιώνες
	2.3 Λιβάδια	2.3.1 Λιβάδια
	2.4 Ετερογενείς γεωργικές περιοχές	2.4.1 Ετήσιες καλλιέργειες που σχετίζονται με μόνιμες καλλιέργειες 2.4.2 Σύνθετες καλλιέργειες 2.4.3 Γη που χρησιμοποιείται κυρίως για γεωργία μαζί με σημαντικά τμήματα φυσικής βλάστησης 2.4.4 Γεωργο-δασικές περιοχές
3. Δάση και ημι-φυσικές περιοχές	3.1 Δάση	3.1.1 Δάσος πλατύφυλλων 3.1.2 Δάσος κωνοφόρων 3.1.3 Μικτό δάσος
	3.2 Συνδυασμοί θαμνώδους ή/και ποώδους βλάστησης	3.2.1 Φυσικοί βοσκότοποι 3.2.2 Θάμνοι και χερσότοποι 3.2.3 Σκληροφυλλική βλάστηση 3.2.4 Μεταβατικές δασώδεις και θαμνώδεις εκτάσεις
	3.3 Ανοικτοί χώροι με λίγη ή καθόλου βλάστηση	3.3.1 Παραλίες, αμμόλοφοι, Αμμουδιές 3.3.2 Απογυμνωμένοι βράχοι 3.3.3 Εκτάσεις με αραιή βλάστηση 3.3.4 Αποτεφρωμένες εκτάσεις 3.3.5 Παγετώνες και αένας χιόνι
4. Υγρότοποι	4.1 Υγρότοποι ενδοχώρας	4.1.1 Βάλτοι στην ενδοχώρα 4.1.2 Τυρφώνες
	4.2 Παραθαλάσσιοι υγρότοποι	4.2.1 Παραθαλάσσιοι βάλτοι 4.2.2 Αλυκές 4.2.3 Ζώνες που καλύπτονται από παλιρροιακά ύδατα
5. Υδάτινες επιφάνειες	5.1 Χερσαία ύδατα	5.1.1 Υδατορεύματα 5.1.2 Επιφάνειες στάσιμου ύδατος
	5.2 Θαλάσσια ύδατα	5.2.1 Παράκτιες λιμνοθάλασσες 5.2.2 Εκβολές ποταμών 5.2.3 Θάλασσες και ωκεανοί

2.2. Ταξινόμηση Δορυφορικών Εικόνων

Η έννοια της ταξινόμησης, αναφέρεται στην αναγνώριση, διαφοροποίηση και κατηγοριοποίηση ενός συνόλου δεδομένων και είναι ευρέως γνωστή αφού οι μέθοδοι της βρίσκουν συχνά εφαρμογή σε μελέτες και έρευνες, από διάφορα επιστημονικά πεδία.

Στην επιστήμη της τηλεπισκόπησης, συναντούμε μια κατά κάποιον τρόπο διαφοροποιημένη έννοια της ταξινόμησης, η οποία οφείλεται στο γεγονός ότι ο εκάστοτε αλγόριθμος βασίζεται στις πληροφορίες (ραδιομετρικές τιμές ή τιμές ανακλαστικότητας) που υπάρχουν για κάθε εικονοστοιχείο, σε κάθε φασματικό κανάλι. Με λίγα λόγια, η ταξινόμηση είναι πολύ-φασματική [13] και έχει ως στόχο τη δημιουργία φασματικά ομοιογενών εσωτερικά και ανομοιογενών μεταξύ τους κλάσεων.

Ο προσδιορισμός των θεματικών κλάσεων σε μια δορυφορική εικόνα, πραγματοποιείται από δυο είδη ταξινομητών. Τους ταξινομητές φάσματος, οι οποίοι αντιμετωπίζουν το κάθε εικονοστοιχείο από το οποίο απαρτίζεται η εικόνα, ως απομονωμένο αντικείμενο και τα ομαδοποιούν στις προκαθορισμένες ή όχι θεματικές κατηγορίες βάση των φασματικών χαρακτηριστικών τους. Ο δεύτερος τύπος ταξινομητών είναι οι γεωμετρικοί ταξινομητές χώρου, οι οποίοι σύμφωνα με τον Baatz et al. το 2000 [19] υποδιαιρούν την εικόνα σε περιοχές και εξετάζουν τις χωρικές σχέσεις μεταξύ των εικονοστοιχείων, εντοπίζοντας ομάδες από αυτά στις οποίες συμπεριφέρονται ως αντικείμενα.

Σε κάθε περίπτωση, ο στόχος και τα αποτελέσματα είναι τα ίδια, δηλαδή το κάθε εικονοστοιχείο κατηγοριοποιείται σε ένα προκαθορισμένο αριθμό θεματικών κλάσεων, οδηγώντας στη δημιουργία θεματικών χαρτών.

Τα στάδια της επιβλεπόμενης ταξινόμησης

Η διαδικασία της επιβλεπόμενης ταξινόμησης αποτελείται από πέντε βασικά στάδια, τα οποία υποδιαιρούνται σε λεπτομερέστερες διαδικασίες και έχουν ως εξής:

- 1) Σχεδιασμός Ταξινόμησης
 - a) Επιλογή Συστήματος Ταξινόμησης
- 2) Στάδιο Εκπαίδευσης
 - a) Πηγές Δεδομένων Αναφοράς
 - b) Σχεδιασμός Δειγματοληψίας
 - i) Χωρική κατανομή δειγματοληπτικών περιοχών εκπαίδευσης
 - ii) Διαστάσεις χωρικών οντοτήτων για τη δειγματοληψία περιοχών εκπαίδευσης
 - iii) Το μέγεθος του δείγματος
 - iv) Περιοχές Ελέγχου
 - c) Αξιολόγηση και αναθεώρηση του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης
- 3) Εφαρμογή του αλγόριθμου ταξινόμησης
- 4) Αξιολόγηση της ακρίβειας ταξινόμησης

Ακολουθεί αναλυτικότερη επεξήγηση του κάθε σταδίου.

1. Σχεδιασμός Ταξινόμησης

Στο στάδιο του σχεδιασμού ταξινόμησης, εμπίπτει η ίδρυση ενός συστήματος ταξινόμησης που να περιγράφει πλήρως τις θεματικές κατηγορίες κάλυψης γης στην περιοχή μελέτης και

έχει σκοπό την υποστήριξη της διαδικασίας συλλογής εκπαιδευτικών δειγμάτων για την μετέπειτα ταξινόμηση.

1α. Σύστημα Ταξινόμησης

Το σύστημα ταξινόμησης, αναφέρεται στη διαδικασία μετατροπής των υπάρχουσών φασματικών τάξεων σε μία δορυφορική εικόνα, στις κατηγορίες στις οποίες θα ταξινομηθούν τα εικονοστοιχεία της.

2. Στάδιο Εκπαίδευσης

Ο αντικειμενικός στόχος της διαδικασίας συλλογής εκπαιδευτικών δειγμάτων, είναι η συγκέντρωση ενός συνόλου στατιστικών στοιχείων τα οποία είναι ικανά να περιγράψουν επιτυχώς το πρότυπο φασματικής απόκρισης για κάθε τύπο κάλυψης γης που πρόκειται να ταξινομηθεί σε μια εικόνα. Έτσι κατά τη διάρκεια του σταδίου εκπαίδευσης, προσδιορίζεται η θέση, το μέγεθος, το σχήμα και ο προσανατολισμός των σύννεφων των φασματικών σημείων για κάθε τάξη κάλυψης εδάφους.

Για την παραγωγή ποιοτικά αποδεκτών αποτελεσμάτων ταξινόμησης, τα δεδομένα εκπαίδευσης πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικά, αξιόπιστα και πλήρη. Αυτό σημαίνει ότι ο αναλυτής πρέπει να συλλέξει στατιστικά στοιχεία εκπαίδευσης, για όλες τις φασματικές κατηγορίες που συμβάλλουν στη διάκριση της κάθε κλάσης πληροφορίας από τον ταξινομητή.

2α. Πηγές Δεδομένων Αναφοράς

Τα δεδομένα αναφοράς μπορούν να προσδιοριστούν από διάφορες πηγές. Αυτές κυμαίνονται από επιτόπιες επισκέψεις στις δειγματοληπτικές περιοχές, τη χρήση αεροφωτογραφιών / δορυφορικών εικόνων, παραγόμενων προϊόντων που προέρχονται από την εφαρμογή δεικτών βλάστησης και εδαφών ή ακόμη και υψηλής ποιότητας και αξιοπιστίας ταξινομημένα προϊόντα, όπως αυτά που προέρχονται από τους χάρτες κάλυψης γης του Corine.

Για τη δημιουργία αξιόπιστων προϊόντων που αποσκοπεί στην παροχή υπηρεσιών στον τομέα παρακολούθησης των χρήσεων γης, οι υπηρεσίες διαχείρισης γης του ευρωπαϊκού προγράμματος Corine (Co-ordination of Information on the Environment) βασίζονται τόσο σε δορυφορικές εικόνες και σύνολα δεδομένων ευρωπαϊκού επιπέδου, όσο και σε δεδομένα που συλλέγονται στο πεδίο, σε εθνικό κυρίως επίπεδο. Είναι διαθέσιμα σε χωρική ανάλυση εκατό και διακοσίων πενήντα μέτρων, με τη χρονολογική σειρά εκδόσεων τους να ξεκινά το έτος 1990 και να συνεχίζεται με τέσσερις έως τώρα επικαιροποιημένες δημοσιεύσεις (2000, 2006, 2012 και 2018).

2β. Σχεδιασμός Δειγματοληψίας

Η διαδικασία του σχεδιασμού δειγματοληψίας, αφορά το μέγεθος του συνόλου των χωρικών μονοτήτων εκπαίδευσης, των διαστάσεων τους καθώς και την χωρική κατανομή τους.

Η επιλογή του τρόπου δειγματοληψίας, απαιτεί την εξέταση κυρίων κριτηρίων σχεδιασμού, όπως οι διαθέσιμοι πόροι από πλευράς χρόνου και χρήματος και οι στόχοι επίτευξης ποιότητας του παραγόμενου προϊόντος. Σύμφωνα με τον Περάκης Κ., Φαρασλής Ι.(2015), η

χωρική τοποθέτηση των δειγματοληπτικών περιοχών εκπαίδευσης μέσα στην περιοχή ενδιαφέροντος (απλή τυχαία, στρωματοποιημένη και συστηματική δειγματοληψία), επηρεάζει σε μεγαλύτερο βαθμό την ακρίβεια της ταξινόμησης απ' ότι το πλήθος των εικονοστοιχείων εκπαίδευσης, αρκεί αυτά να περιγράφουν φασματικά πλήρως την κάθε κλάση.

i. Χωρική κατανομή δειγματοληπτικών περιοχών εκπαίδευσης

Όσο αφορά τη χωρική κατανομή των δειγματοληπτικών περιοχών εκπαίδευσης, η διασπορά των δειγματοληπτικών θέσεων, αυξάνει τις πιθανότητες τα δεδομένα εκπαίδευσης να είναι αντιπροσωπευτικά ολόκληρου του εύρους φάσματος μίας θεματικής ομάδας. Με αυτό τον τρόπο μπορούμε επίσης να διατηρούμε τη φασματική ομοιογένεια στο εσωτερικό κάθε περιοχής εκπαίδευσης.

Μέχρι στιγμής, έχει γίνει σαφές ότι η διαδικασία εκπαίδευσης μπορεί να γίνει αρκετά πολύπλοκη. Ανάλογα με τη φύση των δεδομένων και την πολυπλοκότητα της γεωγραφικής περιοχής, δεν είναι καθόλου ασυνήθιστη η συλλογή δεδομένων από πολλές περιοχές εκπαίδευσης, οι οποίες θα αντιπροσωπεύσουν επαρκώς τη φασματική μεταβλητότητα που εντοπίζεται στη δορυφορική εικόνα.

ii. Διαστάσεις χωρικών οντοτήτων των περιοχών εκπαίδευσης

Οι χωρικές οντότητες που χρησιμοποιούνται για τη συλλογή των δεδομένων εκπαίδευσης, είναι είτε σημεία είτε πολύγωνα. Στη δεύτερη περίπτωση, τα όρια κάθε πολυγώνου πρέπει να ψηφιοποιούνται προσεκτικά προκειμένου να αποφευχθεί η ύπαρξη εικονοστοιχείων κατά μήκος ακμών (ορίων μεταβλητότητας). Στη συνέχεια, οι αριθμητικές τιμές των εικονοστοιχείων που απαρτίζουν την κάθε περιοχή εκπαίδευσης, χρησιμοποιούνται για το σχηματισμό των ν-στατιστικών περιγραφών τους.

Ως πιο ακριβής και αποτελεσματική, χαρακτηρίζεται η συλλογή δεδομένων εκπαίδευσης με το σημειακό τρόπο. Το εκάστοτε επιλεγόμενο εικονοστοιχείο, τείνει να είναι αντιπροσωπευτικό της περιοχής που το περιβάλλει, έτσι εικονοστοιχεία με ίδια ή παρόμοια χαρακτηριστικά που βρίσκονται στην εγγύς περιοχή συγχωνεύονται μαζί του, για να αποτελέσουν το δείγμα εκπαίδευσης αυτής της περιοχής.

iii. Το μέγεθος του δείγματος

Η μεγάλη πρόκληση που έχει να αντιμετωπίσει η ανάπτυξη συνόλων δεδομένων εκπαίδευσης, είναι η συλλογή μεγέθους δείγματος, ικανοποιητικού για τον ακριβή προσδιορισμό των στατιστικών παραμέτρων που χρησιμοποιεί ο εκάστοτε ταξινομητής. Το μέγεθος των δειγμάτων εκπαίδευσης επηρεάζει την απόδοση του ταξινομητή και πρέπει ταυτόχρονα να αντιπροσωπεύει τη συνολική φασματική μεταβλητότητα που υπάρχει στην περιοχή ενδιαφέροντος. Το θεωρητικά κατώτερο όριο πλήθους εικονοστοιχείων που πρέπει να περιέχονται σε ένα σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης όταν χρησιμοποιείται από οποιοδήποτε στατιστικό ταξινομητή, είναι $n+1$ (όπου n είναι ο αριθμός των καναλιών), ενώ άλλες έρευνες αναφέρουν ότι το ποσοστό του μεγέθους των δειγμάτων πρέπει να αγγίζει περίπου το 0,25% της συνολικής περιοχής μελέτης. Εν ολίγοις, κανένας αναλυτής δεν επιθυμεί να παραλείψει οποιαδήποτε σημαντική για την περιγραφή της φασματικής κλάσης

πληροφορία, αλλά ούτε να συμπεριλάβει περιττό αριθμό πλεοναζουσών εικονοστοιχείων στη διαδικασία ταξινόμησης (από υπολογιστική άποψη).

iv. Περιοχές Ελέγχου

Οι περιοχές ελέγχου, προκύπτουν από την σκοπίμως συλλογή πλεοναζουσών περιοχών εκπαίδευσης που προορίζονται για την ανάπτυξη των στατιστικών στοιχείων της ταξινόμησης. Ένα υποσύνολο αυτών των περιοχών, παρακρατείτε για την εκτίμηση της ακρίβειας μετά την ταξινόμηση. Οι ακρίβειες που υπολογίζονται, αποτελούν μια πρώτη προσέγγιση του επιπέδου απόδοσης του αλγόριθμου ταξινόμησης.

2c. Αξιολόγηση και Αναθεώρηση του συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης

Η διαδικασία αξιολόγησης και αναθεώρησης των δειγματοληπτικών δεδομένων, είναι συνήθως μία επαναληπτική διαδικασία κατά την οποία ο αναλυτής αξιολογεί τη φασματική διαχωριστική ικανότητα μεταξύ των τάξεων και αναθεωρεί αν κρίνει αναγκαίο τις στατιστικές περιγραφές κάθε τύπου κατηγορίας, μέχρις ότου να είναι επαρκώς διαχωρισίμες.

Στο πλαίσιο αυτής της διαδικασίας, ο αναλυτής επιχειρεί να εντοπίσει πιθανά φασματικά κενά, επικαλύψεις και πέραν του φυσιολογικού μεγέθους, πλεονασμούς. Μελετάται λοιπόν η διαχωριστικότητα μεταξύ τους σε κάθε δυνατό συνδυασμό καναλιών που συνθέτουν ένα διδιάστατο φασματικό χώρο. Περιοχές που περιλαμβάνουν ακούσια περισσότερες από μια φασματικές κατηγορίες, αναγνωρίζονται και επαναπροσδιορίζονται, έτσι παραμένουν μόνο αυτές που είναι φασματικά καθαρές. Παρομοίως, μεμονωμένα ακραία εικονοστοιχεία, μπορούν να διαγραφούν από ορισμένες περιοχές εκπαίδευσης και μερικά σύνολα δεδομένων μπορούν να συγχωνευτούν ή να διαγραφούν.

3. Εφαρμογή του Αλγόριθμου Ταξινόμησης

Αφού δημιουργηθεί το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης και αξιολογηθεί ως αξιόπιστο και πλήρες, το επόμενο βήμα είναι η επιλογή ενός κανόνα ταξινόμησης, ο οποίος θα διαχωρίσει το σύνολο των εικονοστοιχείων που απαρτίζουν την εικόνα στις προεπιλεγμένες τάξεις, σύμφωνα με τους κανόνες απόφασης του.

Ο κανόνας ταξινόμησης, αποτελεί μια μαθηματική έκφραση, η οποία είτε χρησιμοποιεί τα στατιστικά χαρακτηριστικά κάθε κλάσης (μέση τιμή, τυπική απόκλιση, πίνακα συμμεταβλητότητας) και τοποθετείται στην κατηγορία των παραμετρικών κανόνων (οι οποίοι θεωρούν ότι τα δεδομένα εκπαίδευσης για κάθε ομάδα ακολουθούν την κανονική κατανομή), είτε τα αγνοεί και ονομάζεται μη παραμετρικός. Αυτό οδηγεί στη βελτίωση της ακρίβειας της ταξινόμησης, ειδικά σε κλάσεις που παρουσιάζουν εσωτερικά μεγάλη φασματική μεταβλητότητα (κάτι που επηρεάζεται ακόμα περισσότερο αν συνδυαστεί με δεδομένα μέτριας προς χαμηλής χωρικής ανάλυσης), όπως είναι οι αστικές περιοχές.

4. Αξιολόγηση της ακρίβειας της ταξινόμησης

Ιδιαίτερα σημαντικό στάδιο της ταξινόμησης είναι η εκτίμηση της ποιότητάς της αφού με αυτό τον τρόπο διασφαλίζεται η ακεραιότητα των αποτελεσμάτων σε μία έρευνα. Ένα από τα πιο κοινά μέσα έκφρασης της ακρίβειας της ταξινόμησης, είναι ο πίνακας σφαλμάτων της ταξινόμησης ή αλλιώς πίνακας σύγχυσης. Οι πίνακες σφαλμάτων συγκρίνουν κατηγορία ανά κατηγορία τη σχέση μεταξύ των δεδομένων αναφοράς (επίγεια αληθή δεδομένα) και τα

αντίστοιχα αποτελέσματα που προκύπτουν από τη διαδικασία της ταξινόμησης. Είναι τετραγωνικοί, με τον αριθμό των σειρών και στηλών να ισούται με το πλήθος των κατηγοριών, των οποίων η ακρίβεια ταξινόμησης αξιολογείται.

Διάφορα περιγραφικά μέτρα σχετικά με την απόδοση της ταξινόμησης, μπορούν να εκφραστούν μέσα από τον πίνακα σύγχυσης. Μεταξύ αυτών, η Ολική ακρίβεια (Overall Accuracy), η οποία εκφράζει το συνολικό ποσοστό των ορθά ταξινομημένων εικονοστοιχείων. Η ακρίβεια του χρήστη, είναι ένα ακόμα μέτρο που προκύπτει από τον πίνακα σύγχυσης και εκφράζει το ποσοστό των εικονοστοιχείων που τοποθετήθηκαν σωστά στην κλάση i ως προς τον συνολικό αριθμό εικονοστοιχείων που τοποθετήθηκαν σε αυτή. Αυτό που αναφέρεται στη βιβλιογραφία ως ακρίβεια του παραγωγού (Producer's Accuracy), υπολογίζεται ως το πλήθος των ορθά ταξινομημένων εικονοστοιχείων κάθε κατηγορίας, ως προς το σύνολο των εικονοστοιχείων αναφοράς που ανήκαν σε κάθε κλάση.

Τέλος, ο δείκτης kappa αποτελεί μια πολύ-μεταβλητή ανάλυση, η οποία λαμβάνει υπόψη τις πιθανότητες τυχαίας κατηγοριοποίησης των ορθά ταξινομημένων εικονοστοιχείων στις κλάσεις τους και αφού τις συγκρίνει με την πραγματική ταξινόμηση εκφράζει το ποσοστό των σφαλμάτων που απέφυγε η πραγματική ταξινόμηση σε σχέση με την τυχαία. Αυτό το μέτρο, μπορεί επίσης να εκφραστεί για κάθε κατηγορία ξεχωριστά.

Στην ιδανική περίπτωση, τα δείγματα που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και έλεγχο ενός ταξινομητή, αντιπροσωπεύουν την πραγματικότητα. Βασισμένα σε ένα σύνολο αναφοράς, τα δεδομένα αυτά υπόκεινται σε ένα μέτρο αβεβαιότητας, επομένως θεωρείται αναγκαία η αξιολόγηση αυτού του μέτρου.

Δύο από τις πιθανές πηγές της αβεβαιότητας στο σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης/ελέγχου, σχετίζονται αφενός με τη γεωγραφική κατανομή [20], και αφετέρου συνδέονται με την φωτοερμηνεία των δεδομένων αναφοράς [21]. Η αβεβαιότητα της φωτοερμηνείας, διακρίνεται σε δυο κατηγορίες: Το σφάλμα του ερμηνευτή (σφάλμα αντιστοίχισης της σωστής τάξης αναφοράς στη χωρική οντότητα) και το σφάλμα μεταβλητότητας του ερμηνευτή, δηλαδή της διαφοράς μεταξύ της τάξης αναφοράς που ανατίθεται στην ίδια χωρική οντότητα από διαφορετικούς ερμηνευτές [22].

Τεχνικές και είδη ταξινόμησης

Η ταξινόμηση των πολυφασματικών εικόνων γίνεται με σκοπό να κατηγοριοποιηθεί κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας σε κάποια κατηγορία κάλυψης γης. Η κατηγοριοποίηση αυτή βασίζεται στα φασματικά πρότυπα που ενυπάρχουν στα δεδομένα του κάθε εικονοστοιχείου, καθώς χρησιμοποιούνται ως η ψηφιακή βάση της κατηγοριοποίησης [10]. Ουσιαστικά, η διεξαγωγή της ταξινόμησης μιας δορυφορικής εικόνας έχει ως σκοπό τη μετατροπή των αρχικών δεδομένων σε χρήσιμες πληροφορίες [23], οι οποίες με τη σειρά τους συνθέτουν θεματικούς χάρτες. Ένας θεματικός χάρτης παρουσιάζει τη χωρική κατανομή των αναγνωρίσιμων χαρακτηριστικών της γήινης επιφάνειας, δηλαδή παρέχει μία πληροφοριακή περιγραφή για κάθε περιοχή [24] που πρόκειται να απεικονιστεί σε ένα τέτοιο προϊόν. Ανάλογα με τον τρόπο προσέγγισης του κάθε προβλήματος η ταξινόμηση μπορεί να κατηγοριοποιηθεί σύμφωνα με τα παρακάτω αλλά και να ανήκει σε μια ή περισσότερες κατηγορίες.

- Μη Επιβλεπόμενη και Επιβλεπόμενη
- Παραμετρική και Μη- Παραμετρική
- Hard και Soft (Fuzzy)
- Pixel-based και Object-based

Στην μη-επιβλεπόμενη, το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης είναι άγνωστο, τα εικονοστοιχεία ομαδοποιούνται σύμφωνα με τα φασματικά τους χαρακτηριστικά. Στην επιβλεπόμενη, το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης είναι γνωστό και η διαδικασία ξεκινά με την εκπαίδευση του ταξινομητή με αυτά τα δεδομένα ή και επιπρόσθετα. Οι παραμετρικοί ταξινομητές βασίζονται στη στατιστική κατανομή πιθανότητας κάθε τάξης, ενώ οι μη-παραμετρικοί χρησιμοποιούνται σε περιπτώσεις όπου η συνάρτηση πυκνότητας είναι άγνωστη με σκοπό τον υπολογισμό της πιθανότητας της συνάρτησης πυκνότητας [25]. Κατά τη Hard ταξινόμηση, κάθε εικονοστοιχείο ταξινομείται σε μία και μοναδική τάξη, ενώ κατά τη Soft ή Fuzzy προσέγγιση, κάθε εικονοστοιχείο ταξινομείται σε παραπάνω από μία τάξεις με τη χρήση συναρτήσεων συμμετοχής για κάθε μία τάξη. Τέλος, ένας άλλος διαχωρισμός γίνεται με βάση τη στοιχειώδη μονάδα ανάλυσης της εικόνας, η οποία μπορεί να είναι είτε κάθε ένα εικονοστοιχείο (Pixel-based προσέγγιση) ή μια ομάδα εικονοστοιχείων που εκτός από κοινά φασματικά χαρακτηριστικά, συμπεριλαμβάνουν σημαντικές εννοιολογικές πληροφορίες (γεωμετρικές, τοπολογικές).

Στην παρούσα εργασία η μέθοδος ταξινόμησης που υλοποιείται είναι μια pixel-based επιβλεπόμενη ταξινόμηση. Σε κάθε εικονοστοιχείο αντιστοιχεί ένα διάνυσμα με n τιμές. Κάθε διάνυσμα των δεδομένων εκπαίδευσης αντιστοιχίζεται σε μια κατηγορία κάλυψης γης. Το n εξαρτάται από τον αριθμό των φασματικών καναλιών του δέκτη. Στην περίπτωση του Sentinel-2, το n ισούται με 13. Ένα τέτοιο διάνυσμα ονομάζεται σύνολο χαρακτηριστικών τιμών (features), ή αλλιώς γνωρισμάτων, και η κατηγορία κάλυψης γης η οποία περιγράφει το επιθυμητό αποτέλεσμα, ονομάζεται αλλιώς έννοια στόχος, κατηγορία, τάξη ή κλάση (label). Οι χαρακτηριστικές τιμές του διανύσματος, είναι οι τιμές που πήρε αυτό το εικονοστοιχείο σε κάθε μια (δισδιάστατη) εικόνα. Το εκπαιδευμένο μοντέλο που προκύπτει από την εφαρμογή ενός αλγορίθμου ταξινόμησης σε ένα σύνολο διανυσμάτων χαρακτηριστικών καλείται και ταξινομητής (classifier).

Για δεδομένα που ακολουθούν κανονική κατανομή, υπάρχουν παραμετρικές επιβλεπόμενοι μέθοδοι ταξινόμησης όπως για παράδειγμα ο ταξινομητής Μέγιστης Πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood Classification-MLC) που δίνουν εξαιρετικά αποτελέσματα. Παρ' όλα αυτά, εμφανίζουν περιορισμούς όταν τα δεδομένα ακολουθούν κάποια άλλη κατανομή (Liu et al., 2011). Οι μη-παραμετρικοί επιβλεπόμενοι ταξινομητές όπως για παράδειγμα Δενδρική Ταξινόμηση και Παλινδρόμηση (Classification and Regression Tree-CART), Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης (Support Vector Machine-SVM) [23] και Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network-ANN) [26] αποτελούν ταξινομητές για τους οποίους δεν απαιτείται να γίνει κάποια παραδοχή σχετικά με την συχνότητα κατανομής των δεδομένων [27,28] και για αυτό το λόγο η δημοτικότητα τους αυξάνεται στις εφαρμογές ταξινόμησης τηλεπισκοπικών δεδομένων, όπου πολύ σπάνια βρίσκει κανείς δεδομένα με κανονική κατανομή.

2.2.1. Αλγόριθμοι Μηχανικής Μάθησης

Το 1959, ο Arthur Samuel ορίζει τη Μηχανική Μάθηση ως "Πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί". Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) διερευνά τη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων που μπορούν να μαθαίνουν από τα δεδομένα εισόδου - εκπαίδευσης (training set) ή από την αλληλεπίδρασή τους με το περιβάλλον και να κάνουν προβλέψεις (predict) βασιζόμενοι στην εκπαίδευση τους. Εφαρμόζεται σε μια σειρά από υπολογιστικές εργασίες, όπου τόσο ο σχεδιασμός όσο και ο ρητός προγραμματισμός των αλγορίθμων είναι ανέφικτος.

Μηχανική Μάθηση είναι η διαδικασία εκτίμησης μιας άγνωστης συνάρτησης ή δομής που εμφανίζεται μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου ενός συστήματος. Διαδικασία μάθησης - εκπαίδευσης είναι η επιλογή ενός αλγορίθμου ο οποίος θα εκτιμήσει αυτή την άγνωστη απεικόνιση εξάρτησης μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου ενός συστήματος. Αυτή την εκτίμηση καταφέρνει να την κάνει από τα διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης, τα οποία συσχετίζουν μια είσοδο με μια συγκεκριμένη έξοδο ή μια είσοδο με μια συγκεκριμένη στρατηγική. Μετά την εκτίμηση μιας τέτοιας εξάρτησης, ο αλγόριθμος μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη-παραγωγή μελλοντικών εξόδων από γνωστές τιμές εισόδου. Με άλλα λόγια, ο αλγόριθμος κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους σε γνωστές επιθυμητές εξόδους και απώτερος σκοπός είναι η γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο.

Η Μηχανική Μάθηση αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους τομείς έρευνας της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence). Στόχος της είναι η δημιουργία συστημάτων που να είναι σε θέση να εκπαιδεύονται από εμπειρικά δεδομένα που έχουν παρατηρηθεί στο παρελθόν, ώστε να εκτελούν την εργασία για την οποία προορίζονται αποτελεσματικότερα. Η διαδικασία εκμάθησης μπορεί να αναλυθεί στα παρακάτω στάδια:

- Απόκτηση εμπειρικών δεδομένων (εκπαίδευσης) από την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον.
- Επεξεργασία των δεδομένων, ούτως ώστε να βρεθούν πιθανές γενικεύσεις ή εξειδικεύσεις (διαδικασία εκπαίδευσης).
- Χρησιμοποίηση των αποτελεσμάτων της επεξεργασίας για την εκτέλεση της εργασίας στόχου.

Τα τελευταία χρόνια οι αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης κερδίζουν έδαφος ως νέες προηγμένες μέθοδοι ταξινόμησης. Προσεγγίζουν αποτελεσματικά μη γραμμικά προβλήματα παλινδρόμησης και ταξινόμησης (επιβλεπόμενα ή μη). Μπορούν να περιλαμβάνουν δεκάδες έως και χιλιάδες μεταβλητές. Είναι ιδανικοί για προβλήματα που η θεωρητική γνώση είναι ελλιπής, ωστόσο υπάρχει αριθμός παρατηρήσεων και δεδομένων. Κατηγοριοποιούνται ανάλογα με το επιθυμητό αποτέλεσμα του αλγορίθμου. Οι συνηθέστερες κατηγορίες είναι οι εξής:

- Μη - Επιβλεπόμενη και Επιβλεπόμενη μάθηση
- Ημι - επιβλεπόμενη μάθηση
- Ενισχυτική μάθηση

Στην μη-επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning) τα δεδομένα εισόδου δεν αντιστοιχούν σε δεδομένα εξόδου, αλλά χωρίζονται σε άγνωστες εκ των προτέρων κατηγορίες με βάση τα χαρακτηριστικά τους. Όποια δεδομένα εισόδου διαφέρουν υπερβολικά από όλες τις κατηγορίες, γίνεται η υπόθεση ότι αποτελούν κάποια ανωμαλία. Στην επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning) τα δεδομένα εισόδου αντιστοιχούν σε δεδομένα εξόδου, που στην περίπτωση μας είναι οι κατηγορίες κάλυψης γης. Γνωρίζουμε εκ των προτέρων τις κατηγορίες οι οποίες πρόκειται να εμφανιστούν, δηλαδή την έξοδο. Στην ημι-επιβλεπόμενη μάθηση (Semi-supervised learning) είναι συνδυασμός των δύο παραπάνω προβλημάτων, γεγονός που αυξάνει την ακρίβεια. Επίσης μειώνει ποσοτικά την ανάγκη παραγωγής δεδομένων εισόδου τα οποία να αντιστοιχούν σε κάποια έξοδο - κατηγορία. Αυτή η εργασία, αναγκαστικά γίνεται από τον σχεδιαστή, όταν δεν προϋπάρχουν τέτοια δεδομένα. Τέλος, στην ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning) ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών για μια δεδομένη παρατήρηση - είσοδο. Η έννοια της ενισχυτικής μάθησης είναι εμπνευσμένη από την αντίστοιχη μάθηση με επιβράβευση και τιμωρία που συναντάται ως μοντέλα μάθησης των έμβιων όντων. Είναι μια ελκυστική μέθοδος καθώς ο σχεδιαστής οφείλει απλώς να παράγει μόνο την τιμή της ανταμοιβής.

2.2.2. Συνδυαστικοί ταξινομητές και ταξινομητής Random Forest

Τα τελευταία χρόνια, η προσοχή της ερευνητικής κοινότητας έχει στραφεί σε ένα νέο είδος αλγόριθμων οι οποίοι ονομάζονται συνδυαστικοί. Η ιδέα πίσω από αυτή την έννοια, είναι η δημιουργία ενός εκτιμητικού μοντέλου, μέσω της συνένωσης πολλαπλών όμοιων ή ανόμοιων μεταξύ τους μοντέλων. Το συνδυαστικό μοντέλο που προκύπτει, εκπαιδεύεται είτε μέσω της διαδικασίας Bagging (ή αλλιώς Bootstrap Aggregation) κατά την οποία ο κάθε ταξινομητής από τον οποίο απαρτίζεται το συνδυαστικό μοντέλο, εκπαιδεύεται με βάση ένα τυχαία επιλεγμένο υποσύνολο του συνόλου των δεδομένων

Διάγραμμα 16: Φαινόμενο Overfitting – Προσαρμογή συνάρτησης στον θόρυβο που υπάρχει στα δεδομένα εκπαίδευσης → Δημιουργία πολύπλοκων ορίων διαχωρισμού, που θα προκαλέσει σφάλματα στην ταξινόμηση των άγνωστης τάξης εικονοστοιχείων

Θόρυβος 29 εκπαίδευσης [29], είτε μέσω της διαδικασίας Boosting, όπου το μοντέλο εκπαιδεύεται επανειλημμένα χρησιμοποιώντας ολόκληρο το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης. Σύμφωνα με έρευνες των Briem et al. [30] και Miao et al. [31], τα συνδυαστικά μοντέλα που προκύπτουν από τις εν λόγω διαδικασίες εκπαίδευσης, ξεπερνούν σε απόδοση κάθε ένα από τα μοντέλα από τα οποία απαρτίζονται και είναι επίσης πιο σταθερά και αποτελεσματικά έναντι στο θόρυβο και στη φασματική διακύμανση που παρουσιάζουν στις περισσότερες περιπτώσεις τα δεδομένα εκπαίδευσης

Τυχαία δάση (Random Forest)

Ο ταξινομητής Random Forest (RF) , είναι ένας από τους πιο γνωστούς ομοιογενείς, συνδυαστικούς ταξινομητές, ο οποίος χρησιμοποιεί πολλά, ασυσχέτιστα μεταξύ τους δέντρα αποφάσεων για να πραγματοποιήσει μία εκτίμηση [32]. Η βασική ιδέα πίσω από το μοντέλο Random Forest, είναι 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.

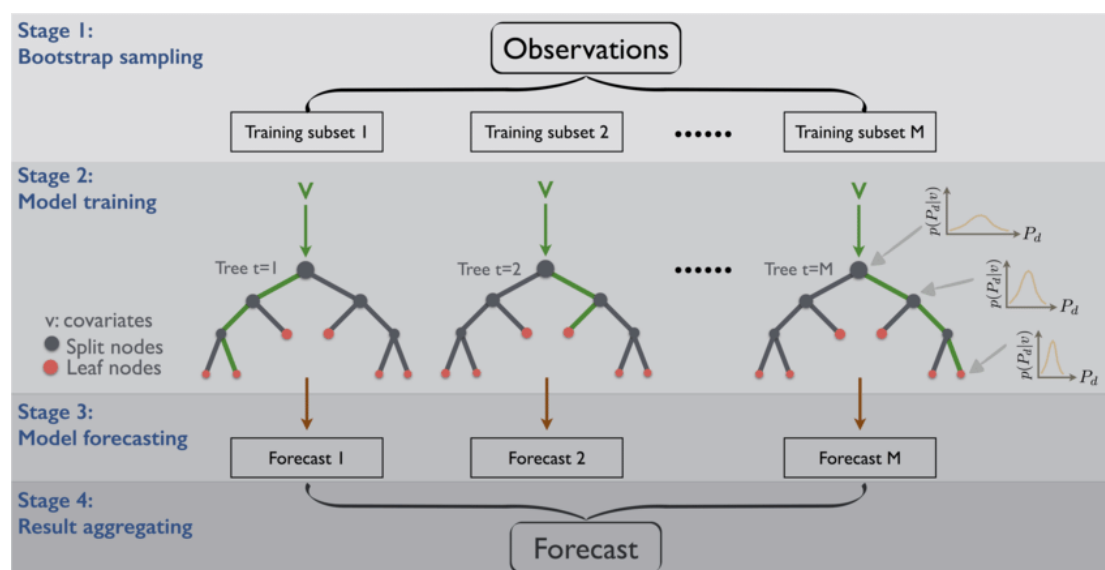
Αλγόριθμος

Η ανεξάρτητη ανάπτυξη των δέντρων που απαρτίζουν το συνδυαστικό μοντέλο, βασίζεται στην επιλογή τυχαίων υποσυνόλων δεδομένων εκπαίδευσης (Bagging), με αντικατάσταση. Αυτό σημαίνει ότι μέρος του συνόλου των δειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ενός δέντρου, μπορεί να επιλεγεί περισσότερες από μία φορές για την εκπαίδευση και άλλων δέντρων μέσα στο σύμπλεγμα, ενώ άλλα δείγματα ενδέχεται να μην επιλεγούν καθόλου. Σε κάθε περίπτωση, τα υποσύνολα εκπαίδευσης που δημιουργούνται είναι διαφορετικά μεταξύ τους και κατά συνέπεια στατιστικά ανεξάρτητα [29]. Η δεύτερη πηγή τυχαιότητας στο μοντέλο Random Forest, αφορά την τυχαία επιλογή των μεταβλητών (καναλιών), βάση των οποίων θα τεθούν τα φασματικά όρια διαχωρισμού σε κάθε εσωτερικό κόμβο (internal splitting node). Το πλήθος των καναλιών που χρησιμοποιούνται σε κάθε δέντρο απόφασης, καθορίζεται από το σύνολο των μεταβλητών (V) που χρησιμοποιούνται στην ταξινόμηση και συνηθίζεται να είναι $mtry = \sqrt{V}$. Η επιλογή ενός υποσυνόλου εκπαίδευσης, επιδρά θετικά στη μείωση του υπολογιστικού χρόνου ενώ η επιλογή μερικής ή εξ' ολοκλήρου διαφορετικού υποσυνόλου δεδομένων εκπαίδευσης για κάθε δέντρο, βοηθά στη δημιουργία διαφορετικών εκτιμητών, ικανών να προσαρμοστούν σε διαφορετικά είδη δεδομένων, για να βελτιωθεί έτσι η απόδοση του αλγορίθμου [33]. Ακόμα, σύμφωνα με τους Hastie, et al. (2009) [34], η επιλογή κάθε φορά $mtry$ τυχαίων μεταβλητών σε κάθε εσωτερικό κόμβο διαχωρισμού (internal splitting node), βοηθά επίσης στη μείωση της συσχέτισης (ρ) μεταξύ κάθε πιθανού ζεύγους δέντρων και κατ' επέκταση μείωση της μεγάλης αστάθειας (ύπαρξη τυχαίων σφαλμάτων) που παρουσιάζουν τα δενδροειδές μοντέλα από τα οποία απαρτίζεται το δάσος.

Αφού επιλεγούν τα κανάλια και τα υποσύνολα των δεδομένων εκπαίδευσης που θα χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη του κάθε δέντρου, σε κάθε εσωτερικό κόμβο επιλέγεται το σημείο διαχωρισμού μεταξύ των υποψήφιων φασματικών κλάσεων. Τα κριτήρια που θα καθορίσουν τη διαδρομή αυτού του εικονοστοιχείου μέχρι έναν τερματικό κόμβο (φύλλο), καθορίζονται από τα όρια διαχωρισμού. Αυτά προσδιορίζονται σε κάθε εσωτερικό κόμβο μέσα από μια επαναληπτική διαδικασία, κατά την οποία διάφορα όρια εξετάζονται και αξιολογούνται μέσω του υπολογισμού του δείκτη $gini$. Επιλέγεται το όριο με την χαμηλότερη τιμή του δείκτη, αφού με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται η υπολογιστική ταχύτητα του αλγορίθμου, χωρίς να σπαταλιέται χρόνος που δε θα οδηγήσει το συντομότερο σε μία απόφαση. Η τελική απόφαση κατηγοριοποίησης του κάθε εικονοστοιχείου, λαμβάνεται βάση της ψήφου πλειοψηφίας στο σύνολο των αποφάσεων από τα δέντρα (σχήμα 1). Εκτός από τα δεδομένα εκπαίδευσης και τον αριθμό των μεταβλητών που επιλέγεται τυχαία για την εκπαίδευση του κάθε δέντρου, ακόμα ένας παράγοντας πρέπει να καθοριστεί για την κατασκευή του αλγορίθμου και αυτός είναι ο αριθμός των δέντρων απόφασης που απαρτίζουν το δάσος. Θεωρητικά, όσο το πλήθος των δέντρων αυξάνεται, τόσο πιο ομαλά είναι τα όρια διαχωρισμού και κατά συνέπεια καλύτερη η απόδοση του ταξινομητή.

Εμπειρικά, όπως αναφέρουν οι Belgiu and Drăguț (2016) [32] σε έρευνες των Ghosh and Joshi (2014) [35] και Kulkarni and Sinha (2012) [36] έχουν δείξει ότι η ακρίβεια της ταξινόμησης όσο αφορά την παράμετρο του πλήθους των δέντρων, δεν είναι τόσο ευαίσθητη όσο στην παράμετρο του πλήθους των μεταβλητών που θα καθορίσουν τα όρια διαχωρισμού σε κάθε

εσωτερικό κόμβο. Στην πλειοψηφία των περιπτώσεων, η παράμετρος τίθεται στα 200, αφού τα σφάλματα παρατηρείται ότι σταθεροποιούνται λίγο πριν φτάσουν σε αυτήν την τιμή.



Σχήμα 1. Παράδειγμα ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Τυχαίων Δασών.

Ευαισθησία του ταξινομητή στα δείγματα εκπαίδευσης

Οι δειγματοληπτικές περιοχές που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των επιβλεπόμενων ταξινομητών, πρέπει να ικανοποιούν συγκεκριμένες απαιτήσεις. Μεταξύ αυτών όπως αναφέρθηκαν στην ενότητα 3.1.1, πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικά του φαινομένου που απεικονίζουν, να είναι φασματικά πλήρη και αξιόπιστα. Επιπλέον, πρέπει να συντελούν στη δημιουργία φασματικά ομοιογενών κλάσεων, οι οποίες μεταξύ τους να είναι ανομοιογενής. Εντούτοις, κάτι που παραλείφθηκε, είναι η κατάσταση ισορροπίας που υπάρχει μεταξύ των κλάσεων που απαρτίζουν το σύνολο δεδομένων. Αυστηρά μιλώντας, σχεδόν όλα τα σύνολα δεδομένων που υπάρχουν στον πραγματικό κόσμο είναι ανισόρροπα. Σε συνδυασμό με το γεγονός ότι η συλλογή τους είναι μια επίπονη, χρονοβόρα και δαπανηρή διαδικασία, οδηγούμαστε πολλές φορές στη δημιουργία ενός συνόλου δεδομένων εκπαίδευσης το οποίο αποτελείται από ομάδες που δεν αντιπροσωπεύονται εξίσου στο σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης που τις απαρτίζουν. Η πρόκληση προέρχεται από το γεγονός ότι τα σπανιότερα εμφανιζόμενα δείγματα που αφορούν μια τυχαία κλάση A, συνήθως "επικαλύπτονται" από τα δείγματα της τυχαίας κλάσης B (κλάση πλειοψηφίας) και είναι κατά συνέπεια πολύ πιο δύσκολο να ταυτοποιηθούν κατά τη διαδικασία της ταξινόμησης. Οι αλγόριθμοι ταξινόμησης, συνήθως στοχεύουν στην επίτευξη υψηλής ολικής ακρίβειας, γεγονός που δημιουργεί μια εγγενή μεροληψία υπέρ των κλάσεων πλειοψηφίας, αφού οι κλάσεις μειονότητας επηρεάζουν λιγότερο την ακρίβεια της ταξινόμησης [37]. Έτσι οι κλάσεις με τα μικρότερα πλήθη εικονοστοιχείων, καταλήγουν με υψηλότερα ποσοστά σφάλματος.

Επομένως η ανάλυση της ευαισθησίας του ταξινομητή ως προς την κατανομή των δειγμάτων εκπαίδευσης είναι απαραίτητη. Στη βιβλιογραφία προτείνονται διάφορες τεχνικές για την τροποποίηση των κατανομών των κλάσεων. Μεταξύ αυτών η μείωση του πλήθους των παρατηρήσεων για τις κλάσεις που υπερέχουν αριθμητικά τις κλάσεις μειονότητας (Under-

sampling method), η οποία είναι και η βέλτιστη στην περίπτωση που το προς ταξινόμηση σύνολο δεδομένων είναι τεράστιο (π.χ. δορυφορικές εικόνες) και η μείωση του πλήθους των δεδομένων εκπαίδευσης θα βοηθήσει στην υπολογιστική απόδοση του αλγόριθμου και αποφυγή προβλημάτων αποθήκευσης των δεδομένων. Παρ' όλα αυτά, η τυχαία απόρριψη πληροφορίας από τις κλάσεις, επηρεάζει την φασματική πληρότητα στην περιγραφή κάθε θεματικής κατηγορίας [38]. Ακόμα, η μέθοδος oversampling, κατά την οποία προστίθενται επιπλέον δεδομένα εκπαίδευσης για όλες τις κλάσεις μέχρις ότου να έχουν ίσο πλήθος παρατηρήσεων με την κλάση πλειοψηφίας. Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου, είναι η αποφυγή απώλειας σημαντικής πληροφορίας από τις κλάσεις, ενώ στα μειονεκτήματα το γεγονός ότι η επιπλέον πληροφορία θα προστεθεί στις κλάσεις είτε μέσω δημιουργίας επαναλήψεων των ήδη υπάρχοντων δεδομένων, κάτι που δεν θα ωφελήσει ιδιαίτερα την εκπαίδευση του αλγόριθμου, είτε μέσω συλλογής περισσότερων δεδομένων που μπορεί να μην υπάρχουν [38].

Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα των Τυχαίων Δασών

Τα κύρια πλεονεκτήματα των Random Forests είναι:

- Μπορούν να εκπαιδευτούν σε σύνολα δεδομένων υψηλής διάστασης χωρίς να εμφανίσουν σημαντικό βαθμό υπερεκπαίδευσης.
- Εξαιτίας του μεγάλου πλήθους δέντρων στο δάσος, το σφάλμα γενίκευσης είναι περιορισμένο. Αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη μη εμφάνιση φαινομένων υπερεκπαίδευσης.
- Μη επαναληπτική διαδικασία εκπαίδευσης, ο αλγόριθμος ολοκληρώνεται σε σταθερό αριθμό βημάτων.
- Η τυχαία επιλογή ενός υποσυνόλου των χαρακτηριστικών για την διαμέριση των παραδειγμάτων κάθε ενδιάμεσου κόμβου ελαττώνει τη συσχέτιση ανάμεσα στα δέντρα και διατηρεί την πόλωση (bias) σε χαμηλά επίπεδα καθώς τα δέντρα αναπτύσσονται χωρίς κλάδεμα. Χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δέντρων απόφασης μειώνεται και η διακύμανση (variance).
- Η διάσχιση ενός δέντρου από ένα παράδειγμα ξεκινώντας από την ρίζα και καταλήγοντας σε έναν από τους τερματικούς κόμβους γίνεται λογαριθμικά ως προς το πλήθος των φύλλων του.
- Παρουσιάζουν ανεκτικότητα ως προς το θόρυβο και τα αριθμητικά σφάλματα στα δεδομένα εκπαίδευσης.
- Για την επαγωγή κάθε δέντρου περίπου το $\frac{1}{3}$ των δεδομένων δεν επιλέγεται για εκπαίδευση. Αυτά τα παραδείγματα καλούνται Out-of-Bag και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση της πιθανότητας σφάλματος, εξαλείφοντας την ανάγκη ύπαρξης ενός συνόλου ελέγχου ή της τεχνικής cross-validation.
- Παράγει μια εσωτερική αμερόληπτη εκτίμηση του σφάλματος γενίκευσης καθώς εξελίσσεται η διαδικασία κατασκευής του δέντρου.
- Υπάρχει δυνατότητα παράλληλης επαγωγής δέντρων σε αντίθεση με την μέθοδο Boosting.
- Αναζητά τον καλύτερο διαχωρισμό σε ένα μικρό υποσύνολο των χαρακτηριστικών και δεν κάνει εξαντλητική αναζήτηση όπως ο αλγόριθμος Boosting.
- Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ομαδοποίηση.

- Επιτρέπει τη δημιουργία παραλλαγών της βασικής τεχνικής ως προς την κατασκευή του μοντέλου ταξινόμησης π.χ. χρήση διαφορετικών τεχνικών διαμέρισης των παραδειγμάτων των ενδιάμεσων κόμβων.

Τα τυχαία δάση παρουσιάζουν όμως και κάποια σημαντικά μειονεκτήματα ως προς την εφαρμογή τους:

- Υψηλό υπολογιστικό κόστος.
- Υπάρχει σημαντικό πλήθος ελεύθερων παραμέτρων τις οποίες πρέπει να προσδιορίσει ο χρήστης π.χ. πλήθος δέντρων, βαθμός κόμβων, πλήθος παραδειγμάτων εκπαίδευσης, συνθήκη τερματισμού διαμέρισης των κόμβων.
- Για την επέκταση ενός μοντέλου με στόχο της εισαγωγή μιας ακόμα κατηγορίας απαιτείται η κατασκευή του μοντέλου από την αρχή.
- Κάθε νέο παράδειγμα πρέπει να διασχίσει όλα τα δέντρα του δάσους για την εκτίμηση της κατηγορίας του.

2.2.3. Ανασκόπηση Εφαρμογών Μηχανικής Μάθησης σε Ταξινόμηση

Οι M. Pal και P. M. Mather, το 2005 σύγκριναν τη συνολική ακρίβεια που επιτυγχάνει ο ταξινομητής SVM σε σχέση με τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN) και την μέθοδο της Μέγιστης Πιθανοφάνειας (Maximum Likelihood – ML). Τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν ήταν πολυφασματικά (Landsat-7 ETM) και υπερφασματικά (DAIS) από την ανατολική Αγγλία και την κεντρική Ισπανία. Το συμπέρασμα στο οποίο καταλήξαν ήταν πως ο SVM μπορεί να επιτύχει υψηλότερα ποσοστά ακρίβειας σε σχέση με τους ANN και ML. Ένα μειονέκτημα του SVM είναι πως η αποτελεσματικότητά του εξαρτάται από τον καθορισμό παραμέτρων οι οποίες πρέπει να δοθούν από τον σχεδιαστή, όπως και στα ANN. Επίσης τα αποτελέσματα της έρευνας τους υποστηρίζουν την μέθοδο “one-against-one” με την οποία προσεγγίζεται το πρόβλημα των πολλών κλάσεων κατά την ταξινόμηση των δορυφορικών εικόνων. Ο SVM μπορεί να πετύχει υψηλά ποσοστά ακρίβειας στην ταξινόμηση πολλών κλάσεων, ακόμα και όταν το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης είναι μικρό.

Οι Rodriguez Galiano et al. 2012 [39] μελέτησαν την απόδοση του ταξινομητή RF στην ταξινόμηση των κατηγοριών κάλυψης γης σε μια πολύπλοκη περιοχή, στο νότιο τμήμα της Ισπανίας. Η αξιολόγηση βασίστηκε σε αρκετά κριτήρια: την ακρίβεια χαρτογράφησης, την ευαισθησία στο μέγεθος του συνόλου δεδομένων και τον θόρυβο. Χρησιμοποίησαν δεδομένα άνοιξης και καλοκαιριού σε συνδυασμό με ψηφιακό μοντέλο εδάφους για να ταξινομήσουν 14 διαφορετικές κατηγορίες. Τα αποτελέσματα δείχνουν ότι ο αλγόριθμος RF αποδίδει ακριβείς ταξινομήσεις κάλυψης γης, με συνολική ακρίβεια 92% και δείκτη Kappa 0,92. Ο RF αποδείχθηκε ανθεκτικός στην μείωση των δεδομένων και στην αύξηση του θορύβου σε ποσοστά 50% και 20% αντίστοιχα, αφού τότε αρχίζει να παρατηρείται διαφοροποίηση στις τιμές του συντελεστή Kappa. Με ένα τεστ McNemar, αποδεικνύεται ότι ο RF ταξινομητής αποδίδει καλύτερα από ότι ένα μοναδικό δέντρο αποφάσεων για επίπεδο σημαντικότητας 0.00001.

Οι Adam et al. 2014 [40] μελέτησαν τη χαρτογράφηση προτύπων και τη χωρική κατανομή της χρήσης / κάλυψης γης από δορυφορικά δεδομένα RapidEye μιας ετερογενούς παραθαλάσσιας περιοχής, με χρήση των ταξινομητών RF και SVM. Η ακρίβεια των

παραγόμενων θεματικών χαρτών προσδιορίστηκε με βάση τους πίνακες σύγχυσης. Ο SVM σημείωσε ποσοστό συνολικής ακρίβειας 91,80% με συντελεστή kappa 0.92, ενώ τα RF σημείωσαν συνολική ακρίβεια 93.07% με συντελεστή kappa 0.92. Στην εργασία αυτή, οι ταξινομητές RF και SVM είχαν παρόμοια απόδοση, όπως αποδείχτηκε από το τεστ McNemar ($Z = 1.15$). Η αξιολόγηση της συνεισφοράς του κάθε φασματικού καναλιού έδειξε πως το κανάλι που περιέχει την κόκκινη ακμή διαδραματίζει σπουδαίο ρόλο στην ταξινόμηση των τύπων των καλλιεργειών.

Οι Karakizi et al. 2018 [41] μελέτησαν τη λεπτομερή χαρτογράφηση κάλυψης γης σε 27 διαφορετικές κατηγορίες με διαχρονικές πολυφασματικές εικόνες Landsat-8 καθώς επίσης μελέτησαν και την επίδραση της νεφοκάλυψης στην ακρίβεια των εξαγόμενων αποτελεσμάτων. Δύο τεχνικές μηχανικής μάθησης συγκρίθηκαν για την απόδοση τους στη χαρτογράφηση και πιο συγκεκριμένα ένας ταξινομητής SVM και μια αρχιτεκτονική συνελκτικών νευρωνικών δικτύων (CNN). Η ταξινόμηση βασίστηκε σε φασματικά χαρακτηριστικά και πιο συγκεκριμένα στα 7 φασματικά κανάλια του Landsat-8 από το Ultra Blue έως το SWIR και σε 4 φασματικούς δείκτες τους: Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI), Normalized Difference Water Index (NDWI) and Normalized Difference Built-up Index. Τα ποσοτικά αποτελέσματα για τη συνολική ακρίβεια ανάμεσα στη ρηχή και βαθιά τεχνική μάθησης διέφεραν λιγότερο από 3% αλλά ο SVM κρίθηκε ως καταλληλότερος για τέτοιου είδους εφαρμογές καθώς παράγαγε χάρτη με μεγαλύτερη ακρίβεια στα σύνορα των κατηγοριών και η εφαρμογή του συνεπαγόταν σημαντικά μειωμένο υπολογιστικό κόστος σε σχέση με τα CNN. Τα ακριβέστερα αποτελέσματα με συνολική ακρίβεια πάνω από 80% παρήχθησαν για τις ομάδες διαχρονικών δεδομένων με νεφοκάλυψη πάνω από τη στεριά μέχρι 30%.

2.3. Μέθοδοι Μεταφοράς Μάθησης

Όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενα κεφάλαια η συγκεκριμένη εργασία μελετά την παραγωγή χαρτών κάλυψης γης χρησιμοποιώντας δεδομένα προηγούμενων ετών. Αυτό το πρόβλημα μπορεί να επιλυθεί χρησιμοποιώντας τεχνικές οι οποίες εστιάζουν στην μείωση της παραλλακτικότητας της χρονοσειράς εικόνων της προηγούμενης και της τρέχουσας περιόδου. Στη βιβλιογραφία, οι μέθοδοι που εφαρμόζονται για την διόρθωση σημαντικών διαστρεβλώσεων μεταξύ ζευγών από σύνολα δεδομένων ονομάζονται μέθοδοι μεταφοράς μάθησης (MM). Απαραίτητη προϋπόθεση για να εφαρμοστούν αυτές οι μέθοδοι είναι ότι τα παραμορφωμένα σύνολα δεδομένων πρέπει να είναι τουλάχιστον συναφή. Στη MM, ένας τομέας πηγής DS (Source Domain) χρησιμοποιείται για την πρόβλεψη ενός τομέα προορισμού DT (Target Domain). Για κάθε τομέα, μια πιθανότητα $P_S(X, Y)$ και $P_T(X, Y)$ για τα DS και DT, αντίστοιχα, όπου το X είναι το διάνυσμα εισόδου, δηλαδή, οι χρονοσειρές εικόνων που περιγράφονται από τα φασματικά κανάλια και τους παράγωγους φασματικούς δείκτες και το Y είναι το διάνυσμα εξόδου που σχετίζεται με ένα σύνολο κλάσεων, δηλαδή την ονοματολογία των χαρτών.

Σύμφωνα με μια έρευνα που έχει πραγματοποιηθεί πρόσφατα από τους Tuia et al. το 2016 [42] οι μέθοδοι μεταφοράς μάθησης χωρίζονται σε τέσσερις κύριες κατηγορίες αλγορίθμων:

- 1) Εξαγωγή χαρακτηριστικών επιλέγοντας αμετάβλητα χαρακτηριστικά
- 2) Προσαρμογή των κατανομών δεδομένων

- 3) Προσαρμογή των ταξινομητών με προσεγγίσεις ημι-επιβλεπώμενης ταξινόμησης
- 4) Προσαρμογή του ταξινομητή με ενεργητική μάθηση (active learning)

Η κατηγορία εξαγωγής αμετάβλητων χαρακτηριστικών αποτελείται από αλγόριθμους παρόμοιους με εκείνους που χρησιμοποιούνται στις προσεγγίσεις επιλογής χαρακτηριστικών, όπως για παράδειγμα η ανάλυση κύριων συνιστωσών (PCA) η οποία χρησιμοποιείται για τη μείωση της διάστασης των δεδομένων διατηρώντας τα πιο σχετικά χαρακτηριστικά. Στη MM, ο στόχος είναι να καθοριστούν τα χαρακτηριστικά που έχουν επηρεαστεί λιγότερο από την παραλλακτικότητα μεταξύ των δύο τομέων, καθορίζοντας μια μήτρα προβολής (projection matrix). Με το σύνολο των αμετάβλητων χαρακτηριστικών, η παραλλακτικότητα μπορεί να εκτιμηθεί και ένας κοινός χώρος μπορεί να δημιουργηθεί. Σε αυτό το χώρο, τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από το DS και το DT χρησιμοποιούνται από κοινού ως ένα πεδίο. Επομένως, αυτός ο κοινός χώρος είναι σταθερός και είναι δυνατό να χρησιμοποιηθεί ο ίδιος ταξινομητής και στους δύο τομείς. Στη βιβλιογραφία, υπάρχουν έρευνες που παρουσιάζουν διαφορετικές μεθόδους επιλογής αμετάβλητων χαρακτηριστικών, για παράδειγμα στις [43,44], όπου οι συγγραφείς χρησιμοποιούν διάφορες μετρικές απόστασης (distance measures) για να επιλέξουν τα χαρακτηριστικά.

Αυτή η προσέγγιση χρησιμοποιείται κυρίως για τη διόρθωση δύο ειδών στρεβλώσεων μεταξύ της πηγής και της περιοχής προορισμού. Το πρώτο είδος είναι οι παραλλαγές του φωτισμού ή της οπτικής γωνίας του αισθητήρα. Η δεύτερη περίπτωση χρήσης αυτής της κατηγορίας είναι όταν μόνο για ένα μικρό μέρος της εικόνας υπάρχουν δεδομένα αναφοράς και ο τομέας στόχος αποτελεί μια περιοχή της ίδιας εικόνας διαφορετική από αυτή.

Η δεύτερη κατηγορία προσεγγίσεων ασχολείται με την προσαρμογή της κατανομής των δεδομένων. Η προσέγγιση αυτή αποσκοπεί στην προσαρμογή των δεδομένων. Η κύρια διαφορά με την προηγούμενη κατηγορία είναι ότι οι συγκεκριμένοι μέθοδοι διατηρούν τα αρχικά χαρακτηριστικά και προσπαθούν να δημιουργήσουν ένα νέο χώρο όπου η μετατόπιση μεταξύ $P_S(X, Y)$ και $P_T(X, Y)$ είναι μειωμένη. Σε αυτό το νέο χώρο, οι δύο τομείς θα αντιμετωπίζονται ως ένα πεδίο. Μια πρώτη προσέγγιση που εξετάζεται στη βιβλιογραφία είναι η χρήση μιας kernel matrix για την προβολή του ενός τομέα στον άλλο [45,46]. Μια δεύτερη προσέγγιση στοχεύει στην ευθυγράμμιση της κατανομής των δεδομένων. Αυτές οι μέθοδοι χρησιμοποιούν μεθόδους αντιστοίχισης ιστογράμματος [47] ή μεθόδους απόστασης, όπως δυναμική χρονική παραμόρφωση (DTW) [48].

Οι δύο προηγούμενες κατηγορίες χρησιμοποιούνται ως στάδιο προεπεξεργασίας σε ταξινομήσεις όπου χρησιμοποιούνται κλασικοί ταξινομητές για την πρόβλεψη του τομέα στόχου. Η αποτελεσματικότητά τους εξαρτάται από τη διάσταση των δεδομένων, η οποία μπορεί να αυξηθεί σημαντικά εάν χρησιμοποιούνται πολλές προηγούμενες περιόδους. Σε αρκετές έρευνες, η εξαγωγή χαρακτηριστικών προηγείται των αλγορίθμων κατανομής δεδομένων, για τη βελτίωση της απόδοσης [44].

Η τρίτη κατηγορία μεθόδων μεταφοράς μάθησης χρησιμοποιεί ημι-επιβλεπόμενους αλγόριθμους ταξινόμησης. Για αυτές τις μεθόδους, είναι υποχρεωτικό ότι τα χαρακτηριστικά και η ονοματολογία είναι τα ίδια και στους δύο τομείς. Ένας ταξινομητής ορίζεται ως ημι-εποπτευόμενος όταν τα δεδομένα του τομέα-στόχου χρησιμοποιούνται για την αλλαγή των κανόνων απόφασης ενός επιβλεπόμενου ταξινομητή εκπαιδευμένο στον τομέα προέλευσης.

Για παράδειγμα, στην έρευνα των Bruzzone et al. [49], ένας ταξινομητής εκπαιδεύεται στον τομέα προέλευσης και χρησιμοποιούνται οι κατανομές των δειγμάτων αναφοράς του τομέα προορισμού για τον συντονισμό των παραμέτρων του ταξινομητή. Η κύρια δυσκολία αυτής της προσέγγισης είναι η επιλογή των δειγμάτων του πεδίου στόχου, χρησιμοποιώντας ομοιότητα ή ομαδοποίηση, τα οποία θα έχουν άμεσο αντίκτυπο στην απόδοση του ταξινομητή. Η λύση σε αυτό το πρόβλημα της επιλογής των δειγμάτων απαιτεί την αλληλεπίδραση του χρήστη.

Η τελευταία κατηγορία είναι η ενεργητική μάθηση. Η προσέγγιση αυτή στοχεύει επίσης στην προσαρμογή των παραμέτρων του ταξινομητή. Μπορεί να θεωρηθεί ως μια ιδιαίτερη περίπτωση της ημι-εποπτευόμενης προσέγγισης όπου η επιλογή των δειγμάτων του τομέα στόχου γίνεται από τον χρήστη. Συχνά, τα δείγματα του τομέα στόχου επισημαίνονται χειροκίνητα, με φωτοερμηνεία (αυτή είναι η έννοια του "ενεργητικού"). Καθώς η επιλογή του των δειγμάτων αναφοράς και η εκμάθηση του αλγορίθμου είναι χρονοβόρες διαδικασίες, τα δείγματα πρέπει να επιλέγονται με ιδιαίτερη προσοχή. Ένας αλγόριθμος ενεργητικής μάθησης τελειώνει όταν ο χρήστης είναι ικανοποιημένος με τα αποτελέσματα.

2.3.1. Ανασκόπηση Εφαρμογών Μεταφοράς Μάθησης σε εφαρμογές Τηλεπισκόπησης

Οι χρονοσειρές δορυφορικών εικόνων επιτρέπουν την παραγωγή χαρτών κάλυψης γης μεγάλης κλίμακας. Οι εποπτευόμενοι αλγόριθμοι ταξινόμησης έχουν αποδειχθεί ότι είναι οι καλύτεροι για την παραγωγή χαρτών αυτόματα και με υψηλή ακρίβεια. Το κύριο μειονέκτημα αυτών των μεθόδων είναι η ανάγκη για δεδομένα αναφοράς, η συλλογή των οποίων μπορεί να προκαλέσει σημαντικές καθυστερήσεις στην παραγωγή των χαρτών. Όπως αναφέρθηκε και στα προηγούμενα κεφάλαια οι μέθοδοι μεταφοράς μάθησης φαίνεται να είναι αποδοτικές χρησιμοποιώντας προηγούμενα δεδομένα για την παραγωγή χαρτών κάλυψης γης. Σύμφωνα με την διεθνή βιβλιογραφία, την τελευταία δεκαετία, στην προσπάθεια βελτίωσης των αποτελεσμάτων των χαρτογραφίσεων κάλυψης γης, οι εν λόγω μέθοδοι έχουν εδραιωθεί στις τηλεπισκοπικές τεχνικές ταξινόμησης. Παρακάτω θα ακολουθήσει σύντομη βιβλιογραφική ανασκόπηση με βάση τις κατηγορίες μεθόδων μεταφοράς μάθησης (βλέπε κεφάλαιο 2.3).

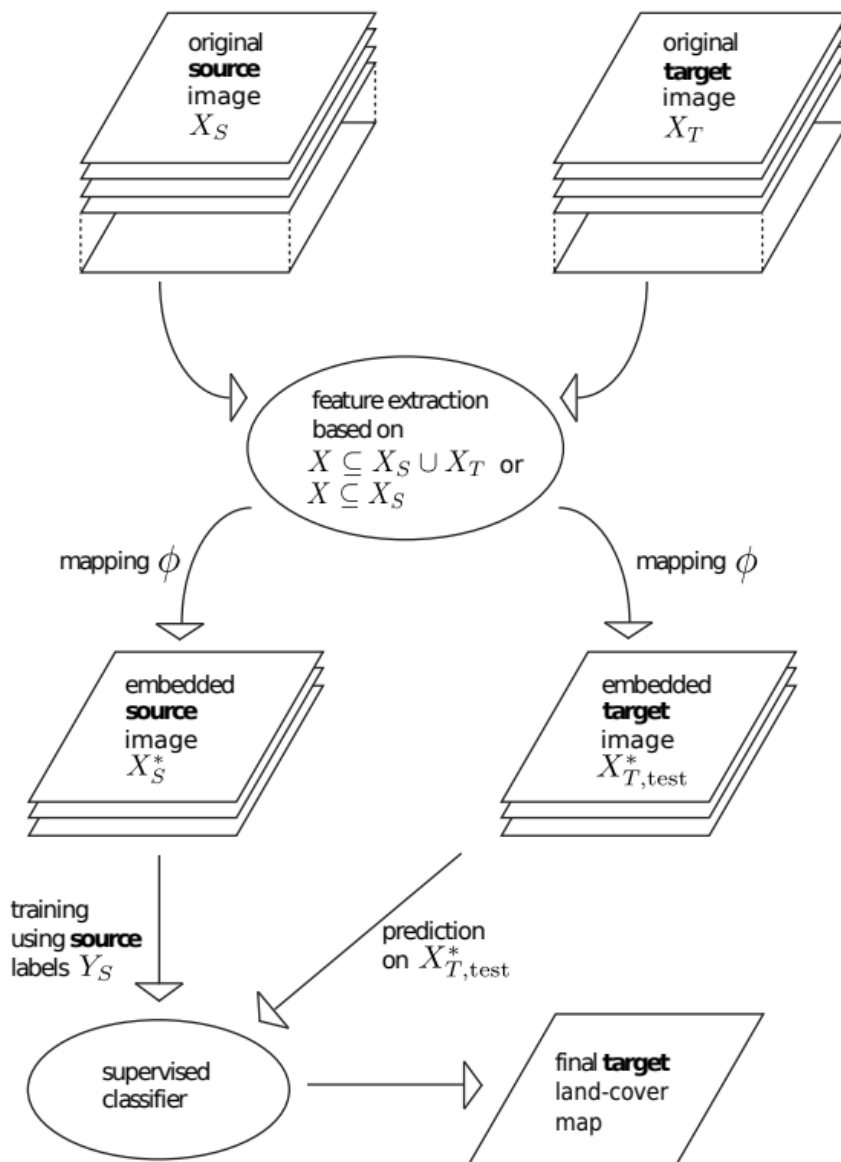
Μία αξιολογη μελέτη που εφάρμοσε μια μέθοδο επιλογής αμετάβλητων χαρακτηριστικών αποτελεί εκείνη των Persello et al. [44] η οποία δημοσιεύτηκε το 2016. Στο άρθρο *'Kernel-Based Domain-Invariant Feature Selection in Hyperspectral Images for Transfer Learning'* παρουσιάζεται μια μέθοδος επιλογής χαρακτηριστικών βάσει πυρήνα (kernel based) για την ταξινόμηση των υπερφασματικών εικόνων. Η προτεινόμενη μέθοδος στοχεύει στην επιλογή ενός υποσυνόλου των αρχικών χαρακτηριστικών που είναι εξίσου 1) σχετικά (διακριτά) για το θεωρούμενο πρόβλημα ταξινόμησης, δηλαδή διατηρούν τη λειτουργική σχέση μεταξύ μεταβλητών εισόδου και εξόδου και 2) αμετάβλητα (σταθερά) μεταξύ των δύο τομέων, δηλαδή ελαχιστοποιούν τη μετατόπιση των δεδομένων μεταξύ του τομέα πηγής και του τομέα στόχου. Οι τομείς μπορούν να συσχετιστούν με υπερφασματικές εικόνες που συλλέγονται είτε σε διαφορετικές γεωγραφικές περιοχές είτε στην ίδια περιοχή σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Σε αυτή τη μελέτη προτείνεται μια νέα μετρική της μετατόπισης των δεδομένων για την αξιολόγηση της σταθερότητας του τομέα, η οποία υπολογίζει την απόσταση των εξαρτημένων κατανομών μεταξύ του τομέα πηγής και του

στόχου προβάλλοντας τα σε ένα kernel Hilbert χώρο. Μια τέτοια μετρική ορίζεται με βάση τις ενσωματώσεις του πυρήνα (kernel embeddings) των εξαρτημένων κατανομών με αποτέλεσμα μια μη παραμετρική προσέγγιση που δεν απαιτεί εκτίμηση της κατανομής των κλάσεων. Η στρατηγική αυτή βασίζεται σε έναν πολυκριτηριακό αλγόριθμο βελτιστοποίησης, ο οποίος βελτιστοποιεί τους δύο όρους της συνάρτησης κριτηρίων για την εκτίμηση των βέλτιστων λύσεων Pareto. Αυτό έχει σαν αποτέλεσμα μια αποτελεσματική προσέγγιση επιλογής χαρακτηριστικών σε μια μελέτη μεταφοράς μάθησης. Τα πειραματικά αποτελέσματα που προέκυψαν από τις δύο υπερφασματικές εικόνες δείχνουν την αποτελεσματικότητα της προτεινόμενης μεθόδου στην επιλογή χαρακτηριστικών με υψηλές δυνατότητες γενίκευσης.

Πίνακας 3. Μέση ακρίβεια (και τυπική απόκλιση) στη προτεινόμενη μέθοδο και σε state-of-the art μεθόδους. Πηγή: Persello et al. 2016

# of features	Target Domain				Source Domain			
	Proposed	HSIC	SVM-RFE	mRMR	Proposed	HSIC	SVM-RFE	mRMR
10	66.80 (0.34)	64.58 (0.30)	66.92 (0.35)	65.52 (0.23)	76.59 (0.17)	77.09 (0.25)	79.34 (0.17)	74.79 (0.17)
15	68.82 (0.27)	63.23 (0.73)	67.89 (0.38)	66.84 (0.30)	77.70 (0.18)	72.84 (0.23)	80.43 (0.19)	76.56 (0.19)
20	69.12 (0.28)	61.17 (0.37)	67.81 (0.50)	67.32 (0.35)	78.93 (0.24)	75.07 (0.21)	81.19 (0.14)	77.36 (0.18)
25	68.97 (0.25)	61.78 (0.50)	67.60 (0.45)	67.76 (0.24)	80.90 (0.29)	73.18 (0.33)	81.79 (0.10)	78.64 (0.30)
30	70.48 (0.37)	66.11 (0.55)	67.87 (0.45)	68.87 (0.15)	81.14 (0.26)	79.22 (0.13)	82.09 (0.17)	79.89 (0.20)
35	70.64 (0.64)	62.20 (0.48)	68.28 (0.45)	68.84 (0.13)	81.28 (0.28)	77.00 (0.26)	82.46 (0.15)	80.35 (0.24)
40	69.28 (0.35)	66.51 (0.35)	69.04 (0.38)	69.00 (0.32)	80.23 (0.26)	80.94 (0.19)	82.72 (0.16)	80.80 (0.29)

Στο άρθρο *'Semisupervised Transfer Component Analysis for Domain Adaptation in Remote Sensing Image Classification'*, των Matasci et al. 2015 [45] έγινε μελέτη του προβλήματος της εξαγωγής χαρακτηριστικών για τη μεταφορά μάθησης μεταξύ πολλαπλών δορυφορικών εικόνων στο πλαίσιο της ταξινόμησης κάλυψης γης. Διάφοροι παράγοντες όπως ο φωτισμός, η ατμόσφαιρα και οι συνθήκες εδάφους προκαλούν ραδιομετρικές διαφορές μεταξύ των εικόνων παρόμοιων σκηνών που έχουν αποκτηθεί σε διαφορετικές ή στην ίδια γεωγραφική περιοχή, αλλά σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Συνεπώς, παρατηρείται μια αλλαγή στις κατανομές πιθανοτήτων των κατηγοριών. Σκοπός αυτής της εργασίας ήταν να ευθυγραμμιστούν στατιστικά στο χώρο τα χαρακτηριστικά της εικόνας στόχου με εκείνα της εικόνας πηγής για την οποία υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα αναφοράς. Μετά από ένα ειδικά σχεδιασμένο βήμα εξαγωγής χαρακτηριστικών που εφαρμόζεται και στις δύο εικόνες, δείχνουν ότι οι ταξινομητές εκπαιδευμένοι στην εικόνα προέλευσης μπορούν να προβλέψουν με επιτυχία τις κατηγορίες της εικόνας προορισμού παρά τη μετατόπιση που έχει συμβεί. Σε αυτό το πλαίσιο, αυτή η μελέτη αναλύει μια προτεινόμενη μέθοδο μεταφοράς μάθησης που στοχεύει στη μείωση της απόστασης μεταξύ τομέων. Συγκεκριμένα, μελετώντας την ευθυγράμμιση της προβολής των κατηγοριών προς ταξινόμηση και της διατήρησης των τοπικών δομών δεδομένων, επιδεικνύουν τα πλεονεκτήματα της Semisupervised Transfer Component Analysis. Συγκρίνουν αυτή την προσέγγιση με άλλες τεχνικές εξαγωγής χαρακτηριστικών γραμμικές και kernel based. Τα πειράματα για πολλαπλές και υπερφασματικές εικόνες παρουσιάζουν αξιοσημείωτες επιδόσεις ταξινόμησης, επιβεβαιώνοντας έτσι την καταλληλότητά της μεθοδολογίας όταν εφαρμόζεται σε δορυφορικές εικόνες.



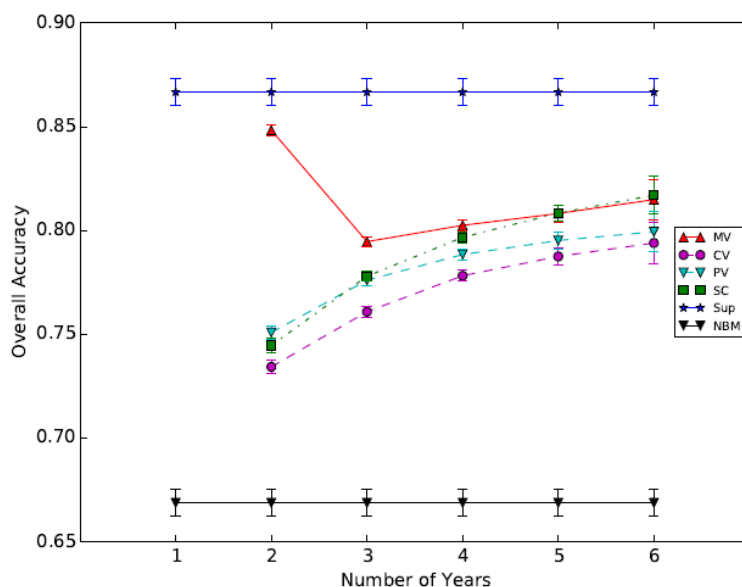
Σχήμα 2. Διάγραμμα της προτεινόμενης μεθόδου εξαγωγής χαρακτηριστικών. Πηγή: Matasci et al. 2015

Μια μελέτη που εφαρμόζει την τρίτη κατηγορία μεθόδων μεταφοράς μάθησης (βλέπε κεφάλαιο 2.3) αποτελεί αυτή των Bruzzone et al. 2001 [49] με τίτλο **'Unsupervised retraining of a maximum likelihood classifier for the analysis of multitemporal remote sensing images.** Παρέχεται μια τεχνική επανεκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη για έναν ταξινομητή μέγιστης πιθανότητας (ML). Η προτεινόμενη τεχνική επιτρέπει στις παραμέτρους του ταξινομητή, που λαμβάνονται με επιβλεπόμενη μάθηση σε μια συγκεκριμένη εικόνα, να ενημερώνονται με μια μη επιβλεπόμενη μεθοδολογία με βάση τη κατανομή μιας νέας εικόνας που πρέπει να ταξινομηθεί. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα της εν λόγω μελέτης, η προτεινόμενη μεθοδολογία επιτρέπει στον ταξινομητή να παρέχει υψηλή ακρίβεια για τη νέα εικόνα ακόμα και όταν δεν υπάρχουν διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης.

Πίνακας 4. Ακρίβεια της προτεινόμενης μεθόδου και σύγκριση αυτής με τις ακρίβειες της παραδοσιακής επιβλεπόμενης ταξινόμησης για την ίδια περιοχή μελέτης. Πηγή: Bruzzone et al. 2001.

Land-cover class	Classification accuracy (%)	
	Proposed unsupervised retraining technique	Classical ML classifier trained on the July training set
Pasture	94.06	92.02
Forest	87.22	92.70
Urban area	93.06	93.30
Water body	100.00	100.00
Vineyard	64.10	58.97
Overall	92.76	92.66

Μια πιο εξειδικευμένη εφαρμογή αποτελεί η μελέτη των Tardy et al. 2017 [50] με τίτλο *'Fusion Approaches for Land Cover Map Production Using High Resolution Image Time Series without Reference Data of the Corresponding Period'*. Ο κύριος στόχος αυτής της μελέτης ήταν να προτείνει διάφορα απλά συστήματα συγχώνευσης παλαιότερων δεδομένων για να αντικαταστήσει την τρέχουσα παραγωγή χαρτών γης η οποία είναι ιδιαίτερα χρονοβόρα. Μια προσέγγιση με έναν ταξινομητή και τρεις προσεγγίσεις χρησιμοποιώντας κανόνες ψηφοφορίας εφαρμόστηκαν σε αυτή τη μελέτη για την παραγωγή χαρτών χωρίς δεδομένα αναφοράς της αντίστοιχης περιόδου. Οι τέσσερις αυτές προσεγγίσεις επιτυγχάνουν συνολική ακρίβεια περίπου 80% με ονοματολογία 17 κατηγοριών χρησιμοποιώντας χρονοσειρές εικόνων Formosat-2. Επίσης, σε αυτή την μελέτη έγινε μια μελέτη των επιπτώσεων του αριθμού των παρελθουσών περιόδων που χρησιμοποιήθηκαν, δείχνοντας ότι η συνολική ακρίβεια αυξάνεται με τον αριθμό των περιόδων που χρησιμοποιήθηκαν. Οι προτεινόμενες μέθοδοι απαιτούν τουλάχιστον δύο ή τρία προηγούμενα έτη για να χρησιμοποιηθούν.



Σχήμα 3. Συνολική ακρίβεια κάθε μεθόδου για διαφορετικούς αριθμούς χρονοσειρών διαθέσιμων στο ιστορικό. Πηγή: Tardy et al. 2017

3. Μεθοδολογία και Υλοποίηση

Στο κεφάλαιο αυτό περιγράφεται η περιοχή μελέτης για την παρούσα εργασία, τα δορυφορικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και οι απαραίτητες προεργασίες πριν την εφαρμογή της ταξινόμησης των δεδομένων (υποκεφάλαια 3.1.-3.3.). Στο υποκεφάλαιο 3.4. αναλύονται οι κατηγορίες ταξινόμησης που χρησιμοποιήθηκαν στα πειράματα που ακολούθησαν ενώ στο 3.5. περιγράφεται η διαδικασία παραγωγής των δεδομένων αναφοράς για την εκπαίδευση και έλεγχο των μοντέλων ταξινόμησης. Στο υποκεφάλαιο 3.6. περιγράφονται τα βήματα μεθοδολογίας της ταξινόμησης και στο 3.7. τα πειράματα που διεξήχθησαν στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας.

3.1. Περιοχή Μελέτης

Η ειδικότερη περιοχή μελέτης καθορίζεται από το Sentinel-2 tile (34TEK) το οποίο εξετάστηκε. Το μεγαλύτερο τμήμα της περιοχής μελέτης ανήκει στη Περιφέρεια Δυτικής Μακεδονίας αλλά συνολικά περιλαμβάνει τμήματα από 9 νομούς. Πιο συγκεκριμένα, το βορειοδυτικό άκρο της περιλαμβάνει μεγάλο τμήμα του Ν. Καστοριάς, το νοτιοδυτικό άκρο της εικόνας ανήκει στο Ν. Ιωαννίνων και Ν. Τρικάλων, το βορειοανατολικό άκρο της περιοχής μελέτης καλύπτει μεγάλο κομμάτι του Ν. Ημαθίας, στο νοτιοανατολικό άκρο της, εντοπίζονται κομμάτια του Ν. Λαρίσης και τέλος κεντρικά στη περιοχή μελέτης βρίσκονται οι Νομοί Κοζάνης και Γρεβενών. Η συγκεκριμένη περιοχή επιλέχθηκε με κριτήριο την ποικιλομορφία της, ως προς τις καλύψεις γης, καθώς διαθέτει ταυτοχρόνως περιοχές αστικού ιστού, μεγάλες εκτάσεις φυσικής βλάστης και καλλιεργήσιμης γης.

Γεωγραφία

Η Δυτική Μακεδονία είναι περιφέρεια κυρίως ορεινή, με τα περισσότερα βουνά της να ξεπερνούν τα 2.000 μέτρα υψόμετρο και αποτελεί την μοναδική περιφέρεια της Ελλάδας που δεν βρέχεται από θάλασσα. Η νοτιοανατολική διεύθυνση των ορίων της περιοχής οφείλεται στη κύρια διεύθυνση του ορεινού συγκροτήματος της Πίνδου. Τα όρη Γράμμος, Σμόλικας και Τύμφη στα δυτικά όρια της περιφέρειας, σχηματίζουν την πρώτη σειρά βουνών που χωρίζουν γεωγραφικά της περιφέρεια από την Ήπειρο. Στο μέσο της περιφέρειας με κατεύθυνση πάλι νοτιοανατολικά, το ορεινό συγκρότημα του Βαρνούντα με τα όρη Βέρνο, Άσκιο και Βούρινος αποτελούν την άλλη σειρά ορεινών όγκων. Τα δυτικά όρια της περιφέρειας, καθορίζονται από τα όρη του Βόρα και του Βέρμιου, που την χωρίζουν γεωγραφικά από την Κεντρική Μακεδονία. Στα νότια, τα Χάσια και τα Πιέρια, με κατεύθυνση αυτή τη φορά νοτιοδυτική, χωρίζουν την περιφέρεια από την Θεσσαλία.

Μεταξύ των ορεινών συγκροτημάτων, παρεμβάλλονται ψηλά λεκανοπέδια. Ξεκινώντας από τα δυτικά, μεταξύ της σειράς των ορέων της Πίνδου και του Βαρνούντα, έχουμε τη λεκάνη της Βρυγηίδας (ή Πρεσπών), όπου και οι λίμνες Πρέσπες, νοτιότερα την λεκάνη της Ορεστίδας, όπου η λίμνη της Καστοριάς, και η λεκάνη του Άνω Αλιάκμονα, με την τεχνητή λίμνη του Ιλαρίωνα. Στην δεύτερη σειρά έχουμε την λεκάνη της Πελαγονίας (ή Μοναστηρίου), το μεγαλύτερο μέρος της οποίας ανήκει στην ομώνυμη επαρχία της Βόρειας Μακεδονίας, την λεκάνη της Εορδαίας (ή Πτολεμαΐδας), με τις λίμνες Βεγορίτιδα και

Χεμαδίτιδα, και το λεκανοπέδιο της Κοζάνης (ή Ελιμείας), με την τεχνητή λίμνη Πολυφύτου. Κύριος ποταμός της περιοχής είναι ο Αλιάκμονας με τους παραποτάμους του, η διαδρομή του οποίου έχει μεταβληθεί σε βάθος χιλιάδων χρόνων, ανοίγοντας διόδους προς το Αιγαίο Πέλαγος. Κατά μήκος του ποταμού υπάρχουν στενά φαράγγια ενώ μεταξύ των βουνών υπάρχουν στενές διαβάσεις που διευκολύνουν την συγκοινωνία.

Περιβάλλον

Η δυτική Μακεδονία, όπως άλλωστε και ολόκληρη η Βαλκανική χερσόνησος, βρίσκονταν αρχικά στο βυθό μιας τεράστιας προϊστορικής θάλασσας, που οι επιστήμονες της έχουν δώσει το συμβολικό όνομα Τηθύς. Η "ανάδειξη" της σε ξηρά άρχισε περίπου πριν από 30.000.000 χρόνια, στην αρχή της γεωλογικής περιόδου που ονομάζεται Μειόκαινο.

Οι βασικές γεωλογικές ζώνες στην περιοχή είναι οι εξής:

- Στους νομούς Φλώρινας και Κοζάνης υπάρχουν κρυσταλλικές μάργες.
- Τους νομούς Καστοριάς και Γρεβενών, που τους διασχίζει η λεγόμενη Ζώνη Κεντρικής Πελοποννήσου.

Ενδιαφέρον γεωλογικό στοιχείο της περιοχής είναι τα λιγνιτοφόρα κοιτάσματα στις λεκάνες Κοζάνης-Πτολεμαΐδας, Βεγόρων, κ.α., από τα οποία τροφοδοτούνται αρκετά θερμοηλεκτρικά εργοστάσια. Οι δασώδεις εκτάσεις της περιφέρειας καλύπτουν κυρίως τα όρη στα δυτικά και νότια τμήματα της περιφέρειας, καθώς και στα δυτικά όρια της με τα όρη του Βόρα και του Βερμίου. Στα δάση της κυριαρχούν φυλλοβόλα δένδρα όπως καστανιές, οξυές και δρύες, ενώ από τα αειθαλή συναντούμε κυρίως πεύκα και έλατα.

3.2. Δορυφορικά Δεδομένα

Οι πολυφασματικές εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν για τις ανάγκες της παρούσας μελέτης, λήφθηκαν από την πλατφόρμα Copernicus Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu>), όπου η E.S.A. (European Space Agency) διανέμει ελεύθερα δορυφορικά δεδομένα. Ειδικότερα, οι εικόνες προέρχονται από το δορυφόρο Sentinel-2 και απεικονίζουν την περιοχή μελέτης, σε ένα tile του δορυφόρου, 34TEK. Έγινε λήψη όλων των διαθέσιμων εικόνων το συγκεκριμένο tile από το έτος 2016 και 2017.

Οι κατάλληλες δορυφορικές εικόνες επιλέχθηκαν με βάση τα εξής κριτήρια:

- να μην υπάρχει νεφοκάλυψη πάνω από 20% που να περιορίζει την αναγνώριση των χαρακτηριστικών του εδάφους
- οι ημερομηνίες που επιλέχθηκαν να είναι όσο το δυνατόν αρμονικά κατανομημένες στο έτος 2016 και 2017, να μπορεί δηλαδή να αξιοποιηθεί το στοιχείο της εποχικότητας που κρίνεται ιδιαίτερα σημαντικό για τις μη σταθερές κατηγορίες (πχ καλλιέργειες)
- η ημερομηνία καταγραφής των εικόνων πρέπει να συμπίπτει και για τις δυο ημερομηνίες αναφοράς.

3.3. Προ-επεξεργασία Δορυφορικών Δεδομένων

Στο υποκεφάλαιο αυτό περιγράφονται οι διαδικασίες της ατμοσφαιρικής διόρθωσης, της βελτίωσης της χωρικής ανάλυσης, η κανονικοποίηση των φασματικών τιμών και ο

υπολογισμός δεικτών στις εικόνες, απαραίτητες προ-επεξεργασίες πριν την εφαρμογή της κυρίως μεθοδολογίας.

3.3.1. Ατμοσφαιρικές Διορθώσεις

Κατά την ατμοσφαιρική διόρθωση διενεργούνται οι απαραίτητες διορθώσεις ώστε να εξαλειφθεί η αλλοίωση που προκαλεί στην ακτινοβολία η επίδραση της ατμόσφαιρας η οποία παρεμβάλλεται μεταξύ του στόχου και του δέκτη.

Η επίδραση της ατμόσφαιρας στην ηλιακή ακτινοβολία που ανακλάται σε μια επιφάνεια έχει ως αποτέλεσμα μέρος της ακτινοβολίας να σκεδαστεί, να απορροφηθεί ένα άλλο και το υπόλοιπο να φτάσει στο δορυφορικό αισθητήρα. Η επιφάνεια του εδάφους δεν δέχεται όμως μόνο την άμεση ακτινοβολία του ήλιου αλλά και τη διάχυτη ηλιακή ακτινοβολία η οποία προέρχεται από τη σκέδαση της άμεσης ακτινοβολίας στην ατμόσφαιρα πριν αυτή φτάσει στο έδαφος. Η διάχυτη ακτινοβολία φτάνει στον δορυφορικό αισθητήρα είτε κατευθείαν από την ατμόσφαιρα είτε ανακλώμενη στην επιφάνεια του εδάφους και σε νέφη ως ακτινοβολία διαδρομής. Ακτινοβολία που φτάνει στο δορυφορικό αισθητήρα, αποτελεί το άθροισμα όλων των παραπάνω συνιστωσών.

Η διόρθωση αυτή αποσκοπεί στη παραγωγή εικόνων ανακλαστικότητας (reflectance), με αφαίρεση των επιδράσεων της ατμόσφαιρας επί της καταγεγραμμένης έντασης της ανακλώμενης ακτινοβολίας, από την οποία προκύπτει η πρωτογενής εικόνα του δορυφόρου

Οι εικόνες που παρέχει η ESA στον χρήστη μέσω της πλατφόρμας μπορούν να βρεθούν σε δύο επίπεδα επεξεργασίας, στο Level 1C ή στο Level 2A. Στο επίπεδο L1C έχει προηγηθεί γεωμετρική και ραδιομετρική διόρθωση ώστε το προϊόν αποτελεί μια ορθοεικόνα σε σύστημα προβολής UTM/WGS84, καλύπτει έκταση 100x100 χλμ² και έχει όγκο περίπου 600 MB. Στο επίπεδο L2C έχουν πραγματοποιηθεί και οι απαραίτητες ατμοσφαιρικές διορθώσεις.

Για την περιοχή μελέτης και τις ημερομηνίες αναφοράς οι εικόνες που ήταν διαθέσιμες ήταν του επιπέδου L1C. Προς διευκόλυνση των χρηστών όμως δίνεται ελεύθερα ο εκείνος αλγόριθμος Sen2Cor με τον οποίο ο χρήστης μπορεί να πραγματοποιήσει ατμοσφαιρικές διορθώσεις. Έτσι, το πρώτο στάδιο της προ επεξεργασίας των εικόνων είναι οι ατμοσφαιρικές διορθώσεις που υλοποιήθηκε με τη βοήθεια του αλγορίθμου Sen2Cor 2.3.1 (Σχήμα 4).

Ο αλγόριθμος Sen2Cor βασίζεται στο αριθμητικό μοντέλο ATCOR (Atmospheric and Topographic Correction) το οποίο ανήκει στις απόλυτες ατμοσφαιρικές διορθώσεις, είναι πολύπλοκο αλλά παρέχει μεγάλη ακρίβεια στην μετατροπή των τιμών ανακλαστικότητας από την επιφάνεια της ατμόσφαιρας (Top of Atmosphere, TOA) στην επιφάνεια της Γης (Bottom of Atmosphere, BOA) ή αλλιώς σε τιμές ανάκλασης εδάφους (Surface Reflectance). Περιγράφει με μαθηματικό μοντέλο τη συμπεριφορά της ακτινοβολίας κατά την είσοδό της στην ατμόσφαιρα και την αλληλεπίδρασή της με τα μόρια και τα σωματίδια του αέρα, προβαίνει στην απαλοιφή των ατμοσφαιρικών επιδράσεων εξαιτίας της απορρόφησης και σκέδασης της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας και διαχειρίζεται δύσκολες ατμοσφαιρικές συνθήκες όπως για παράδειγμα την ύπαρξη νεφοκάλυψης.



Σχήμα 4. Ενδεικτική απεικόνιση τμήματος της περιοχής μελέτης πριν (πάνω) και μετά την ατμοσφαιρική διόρθωση (κάτω).

3.3.2. Βελτίωση Χωρικής ανάλυσης

Η βελτίωση της χωρικής ανάλυσης της εικόνας στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας κρίθηκε απαραίτητη καθώς ορισμένα κανάλια Sentinel-2 που αξιοποιήθηκαν κατά την μεθοδολογία ταξινόμησης παρέχονται σε ανάλυση 10m και άλλα σε ανάλυση 20m. Πριν τη βελτίωση της χωρικής ανάλυσης των εικόνων, αρχικά πραγματοποιήθηκε μετατροπή των εικόνων από .jp2 σε .tif φορμάτ κρατώντας όλα τα μεταδεδομένα. Προτιμήθηκε αυτό το φορμάτ γιατί επιδέχεται περισσότερες επεξεργασίες με τη βιβλιοθήκη gdal. Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε επαναδειγματοληψία (resampling) των εικόνων για τα κανάλια των 20m δηλαδή τα B11 και B12. Στην παρούσα μελέτη χρησιμοποιήθηκαν αυτούσια τα κανάλια B2, B3, B4, B8 (B, G, R, NIR) στα 10m και για τα B11, B12 (SWIR) η χωρική ανάλυση βελτιώθηκε με δικυβική παρεμβολή από τα 20m στα 10m. Στη δικυβική παρεμβολή, η τιμή του κάθε εικονοστοιχείου (pixel) υπολογίζεται ως η μέση τιμή των γειτονικών εικονοστοιχείων και

αποτελεί την αποτελεσματικότερη μέθοδο παρεμβολής από τις υπάρχουσες τυπικές μεθόδους.

3.3.3. Κανονικοποίηση Φασματικών Τιμών και Υπολογισμός Δεικτών

Οι τιμές των φασματικών καναλιών και για τις έντεκα ημερομηνίες κανονικοποιήθηκαν στο διάστημα 0-1. Έτσι, προέκυψαν για κάθε ημερομηνία οι πρώτες έξι δισδιάστατες εικόνες οι οποίες αποτελούν φασματικά κανάλια. Σε αυτό το στάδιο, κάθε εικόνα είναι ένας πίνακας διαστάσεων 10.980x10.980.

Στη συνέχεια, υπολογίστηκαν τέσσερις φασματικοί δείκτες οι NDVI, MSAVI, NDWI και NDBI, οι οποίοι αποτελούν αριθμητικές πράξεις μεταξύ των προηγούμενων φασματικών καναλιών και κανονικοποιήθηκαν και αυτοί στο διάστημα 0-1. Αυτοί οι δείκτες αποτελούν δισδιάστατες εικόνες διαστάσεων 10.980x10.980 και θα συγκολληθούν με τα φασματικά κανάλια. Έτσι, για ένα tile, προκύπτουν έξι σύνολα δεδομένων όπου το κάθε ένα θα έχει διάσταση 10.980x10.980x10.

3.3.4. Παραγωγή Φασματικού υπερκύβου

Το τελικό στάδιο της προ επεξεργασίας του συνόλου δεδομένων αποτελεί η σύνθεση του υπερκύβου, δηλαδή η συνένωση των επιμέρους εικόνων/καναλιών για τις έξι ημερομηνίες συνολικά. Κάθε tile αντιστοιχίστηκε σε ένα κύβο διαστάσεων 10.980x10.980x60. Η χωρική ανάλυση είναι καθολικά στα 10m και ο υπερκύβος έχει προβολικό σύστημα αναφοράς του WGS84, UTM Zone 34. Οι ημερομηνίες που επιλέχθηκαν για το 2016 τοποθετήθηκαν με την εξής σειρά στον υπερκύβο: 25/01, 04/04, 23/06, 03/07, 13/07, 23/07, 02/08, 12/08, 01/10, 31/10, 10/12. Αντίστοιχα για το 2017: 21/02, 02/04, 21/06, 03/07, 13/07, 23/07, 02/08, 12/08, 01/10, 31/10, 10/12. Ο υπερκύβος είναι το τελικό σύνολο δεδομένων που χρησιμοποιήθηκε στα διαφορετικά πειράματα της ταξινόμησης. Στην παρούσα εργασία συντέθηκαν δύο τέτοιοι υπερκύβοι. Ο 34TEK-2016 και 34TEK-2017 που αφορούν την περιοχή της Περιφέρειας Δυτικής Μακεδονίας για τις δυο χρονιές αναφοράς. Το μέγεθος ενός υπερκύβου ανέρχεται στα 53.2 GB.

3.4. Κατηγορίες Ταξινόμησης

Η αρχική κατηγοριοποίηση των τάξεων καθώς και η συλλογή των δεδομένων για κάθε τάξη έγινε με βάση τις κατηγορίες του Corine στο Level 3. Αρχικά αποκλείστηκαν κατηγορίες όπως Μόνιμο Χιόνι και Πάγοι (3.3.5.) οι οποίες δεν απαντώνται στην περιοχή μελέτης. Στη συνέχεια συμπύχθηκαν οι κατηγορίες που είχαν παρόμοια φασματική απόκριση, καταργήθηκαν κατηγορίες που αφορούσαν περισσότερο τη χρήση και όχι την κάλυψη γης (π.χ. 1.4.2. Εγκαταστάσεις Αθλητισμού και Αναψυχής) και αναλύθηκαν κατηγορίες για τις οποίες κρίθηκε απαραίτητο με βάση τα ειδικά φασματικά χαρακτηριστικά της περιοχής μελέτης (π.χ. Πυκνή και Αραιή Σκληροφυλλική Βλάστηση).

Η ψηφιοποίηση των καλλιεργειών βασίστηκε στα γεωχωρικά δεδομένα του ΟΠΕΚΕΠΕ, και ειδικότερα στα σημειακά RFVs για τα έτη 2016 και 2017. Η καταγραφή για τις μόνιμες καλλιέργειες όπως οι ελιές, αμπέλια και οπωροφόρα δέντρα υλοποιήθηκε και με πληροφορία που αντλήθηκε σε συνδυασμό με το Corine και τα RFVs και ΙLOTS του ΟΠΕΚΕΠΕ. Έτσι ορίστηκαν οι εξής 34 κατηγορίες όπως παρουσιάζονται στον πίνακα 5:

Πίνακας 5. Ονοματολογία κατηγοριών ταξινόμησης

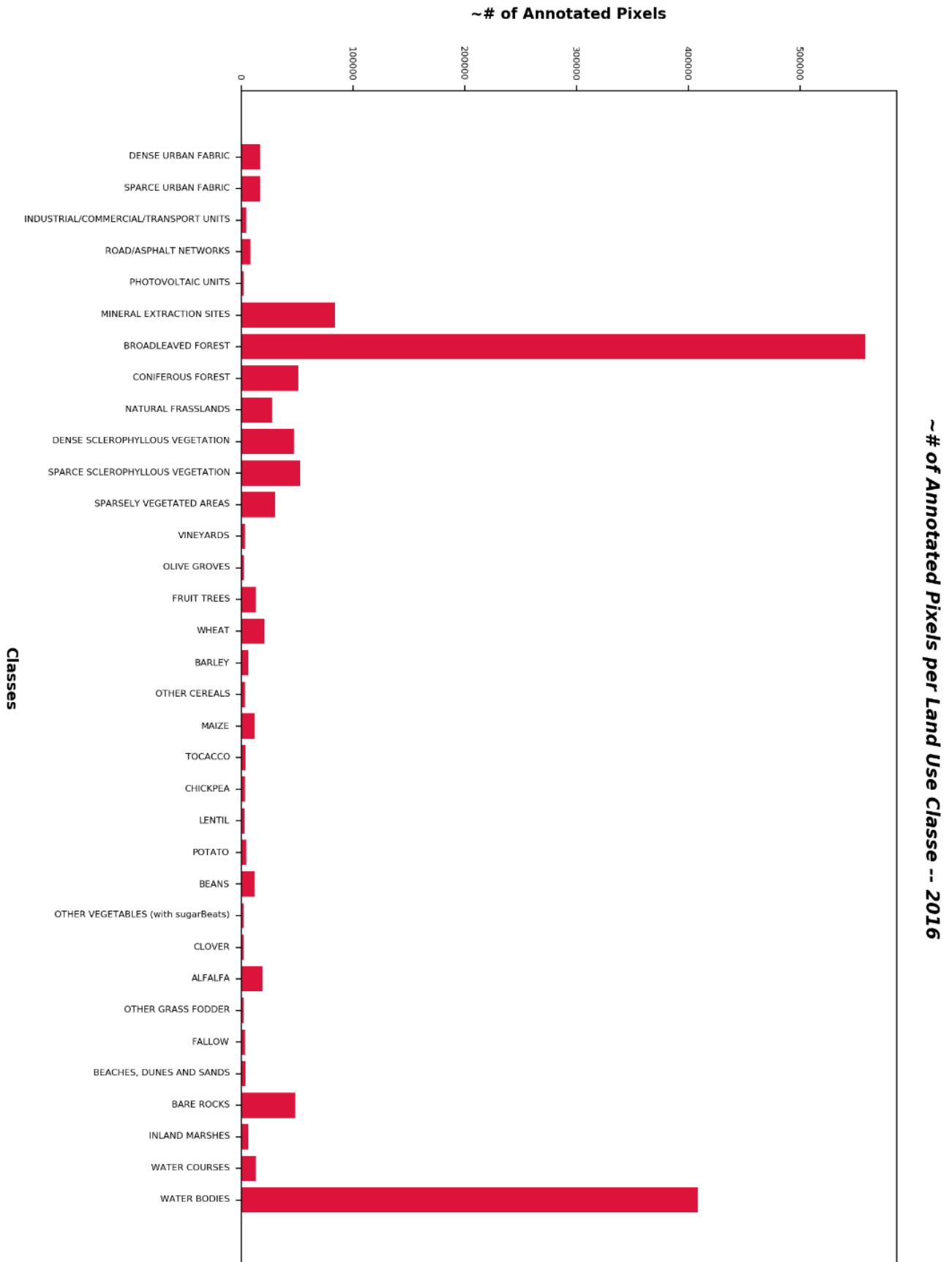
1	ΕΝΤΟΝΑ ΣΥΝΕΧΗΣ ΑΣΤΙΚΟΣ ΙΣΤΟΣ	18	ΛΟΙΠΑ ΔΗΜΗΤΡΙΑΚΑ
2	ΑΣΥΝΕΧΗΣ ΑΣΤΙΚΟΣ ΙΣΤΟΣ	19	ΚΑΛΑΜΠΟΚΙ
3	ΒΙΟΜΗΧΑΝΙΚΕΣ-ΕΜΠΟΡΙΚΕΣ ΖΩΝΕΣ	20	ΚΑΠΝΟΣ
4	ΟΔΙΚΑ ΚΑΙ ΣΙΔΗΡΟΔΡΟΜΙΚΑ ΔΙΚΤΥΑ	21	ΡΕΒΙΘΙ
5	ΦΩΤΟΒΟΛΤΑΙΚΑ ΠΑΝΕΛ	22	ΦΑΚΗ
6	ΧΩΡΟΙ ΕΞΟΡΥΞΕΩΣ ΟΡΥΚΤΩΝ	23	ΠΑΤΑΤΑ
7	ΔΑΣΟΣ ΠΛΑΤΥΦΥΛΛΩΝ	24	ΦΑΣΟΛΙΑ
8	ΔΑΣΟΣ ΚΩΝΟΦΟΡΩΝ	25	ΛΟΙΠΑ ΛΑΧΑΝΙΚΑ
9	ΦΥΣΙΚΟΙ ΒΟΣΚΟΤΟΠΟΙ	26	ΤΡΙΦΥΛΛΙ
10	ΕΝΤΟΝΗ ΣΚΛΗΡΟΦΥΛΛΙΚΗ ΒΛΑΣΤΗΣΗ	27	ΜΗΔΙΚΗ
11	ΑΡΑΙΗ ΣΚΛΗΡΟΦΥΛΛΙΚΗ ΒΛΑΣΤΗΣΗ	28	ΛΟΙΠΕΣ ΖΩΟΤΡΟΦΕΣ
12	SPARSELY VEGETATED AREAS	29	ΑΓΡΑΝΑΠΑΥΣΗ
13	ΑΜΠΕΛΩΝΕΣ	30	ΠΑΡΑΛΙΕΣ, ΑΜΜΟΛΟΦΟΙ, ΑΜΜΟΥΔΙΕΣ
14	ΕΛΑΙΩΝΕΣ	31	ΑΠΟΓΥΜΝΩΜΕΝΟΙ ΒΡΑΧΟΙ
15	ΦΡΟΥΤΟΔΕΝΤΡΑ	32	ΥΓΡΟΤΟΠΟΙ ΕΝΔΟΧΩΡΑΣ
16	ΣΙΤΑΡΙ	33	ΥΔΑΤΟΡΡΕΥΜΑΤΑ
17	ΚΡΙΘΑΡΙ	34	ΕΠΙΦΑΝΕΙΕΣ ΣΤΑΣΙΜΟΥ ΥΔΑΤΟΣ

3.5. Δημιουργία δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου

Η επιλογή επαρκούς αριθμού δειγμάτων εκπαίδευσης και δειγμάτων ελέγχου, καθώς και η αντιπροσωπευτικότητά τους, είναι πολύ κρίσιμη για τη σωστή ταξινόμηση (Lu and Weng, 2007). Για την παρούσα εργασία συλλέχθηκε ένας μεγάλος αριθμός εικονοστοιχείων, όσο το δυνατόν πιο αντιπροσωπευτικά για κάθε κατηγορία, ώστε ένα ποσοστό από αυτά να χρησιμοποιηθούν σαν δεδομένα εκπαίδευσης του αλγορίθμου και τα υπόλοιπα σαν δεδομένα ελέγχου αργότερα.

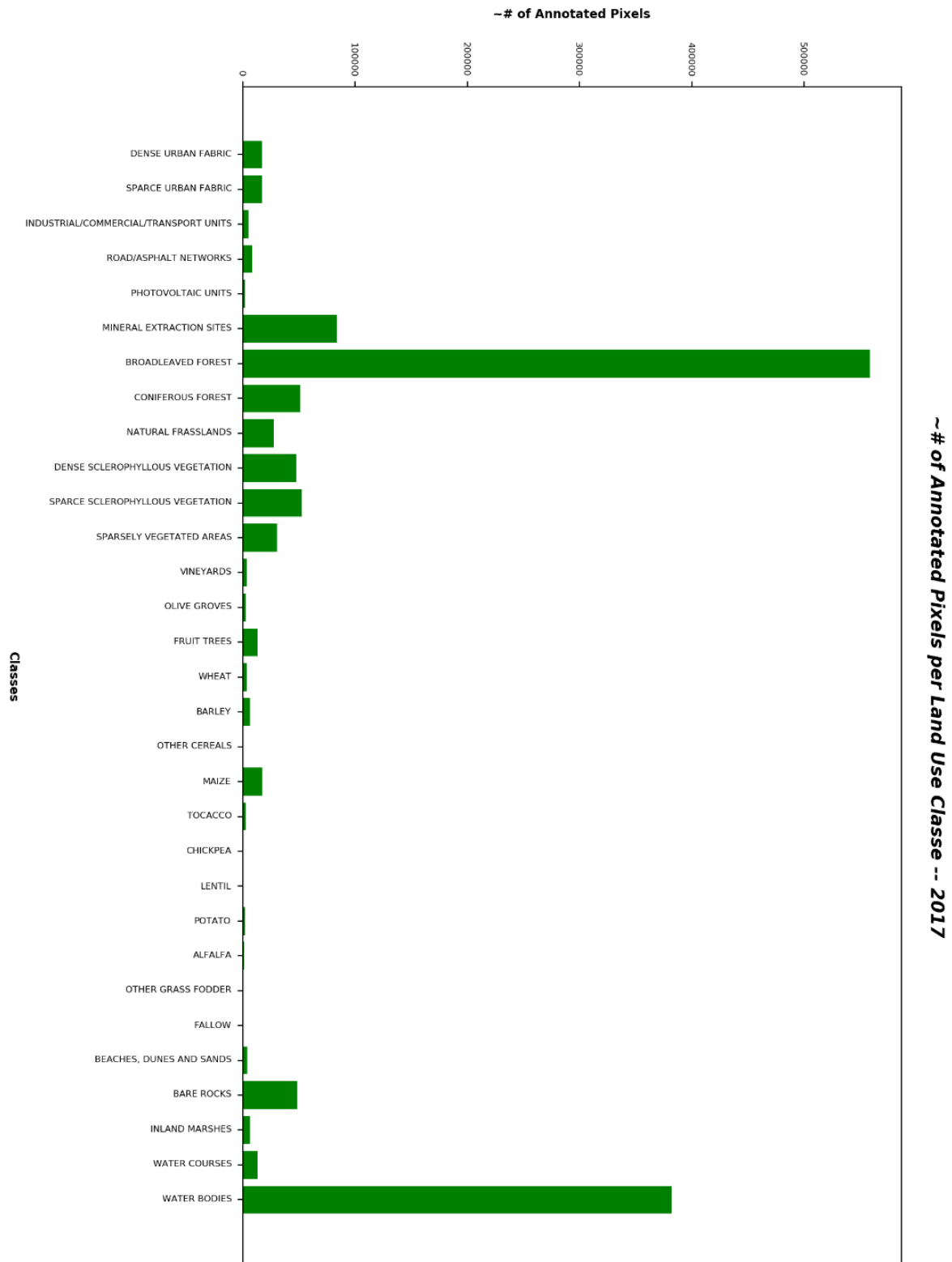
Στο στάδιο αυτό θα πρέπει να επισημανθεί το πόσο χρονοβόρα και απαιτητική είναι η διαδικασία συλλογής αυτών των δεδομένων, που συχνά αναφέρονται στον τομέα του machine learning ως ground truth. Η συλλογή έγινε με φωτοερμηνεία της περιοχής πάνω σε δορυφορικές εικόνες Sentinel-2, διασταύρωση πληροφοριών του Corine Land Cover 2012, στοιχεία του ΟΠΚΕΠΕ σχετικά με τα είδη των καλλιεργειών της περιοχής, στοιχεία από την W.W.F. (World Wildlife Fund) για πυρκαγιές ανά τα έτη, καθώς και χρήση του Google Earth Pro σε συνδυασμό με τον σημαντικό όγκο πληροφοριών που μπορεί να αντληθεί από φωτογραφίες στο διαδίκτυο, αλλά και από την χρονομπάρα του Google Earth με την βοήθεια της οποίας μπορούμε να ταξιδέψουμε πίσω στο χρόνο και να δούμε δορυφορικές εικόνες της περιοχής έως και δέκα χρόνια πριν από προγενέστερους δορυφόρους του Sentinel-2.

Πιο συγκεκριμένα, τα πολύγωνα για τις κατηγορίες κάλυψης γης του 2016 προήλθαν από τις βάσεις δεδομένων του εργαστηρίου Τηλεπισκόπησης και συγκεκριμένα από ψηφιοποιημένα δεδομένα για το 2016 από τις εργασίες της Υποψήφιας Διδάκτορος Χριστίνας Καρακίζη και τη διπλωματική εργασία της φοιτήτριας Γεωργίας Αντωνίου (Σχήμα 5).



Σχήμα 5. Το πλήθος των δεδομένων αναφοράς ανά κατηγορία για το έτος 2016.

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας έγινε ενδελεχής έλεγχος των πολυγώνων αυτών για τη μεταφορά/μετατροπή τους σε αναφορά με το έτος 2017 καθώς και διενεργήθηκε επιστάμενη εργασία φωτοερμηνείας και ψηφιοποίησης των πολυγώνων για τις πολυάριθμες καλλιέργειες της περιοχής με δεδομένα του ΟΠΕΚΕΠΕ για το έτος 2017 (Σχήμα 6).



Σχήμα 6. Το πλήθος των δεδομένων αναφοράς ανά κατηγορία για το έτος 2017.

3.6. Βήματα Ταξινόμησης

Εξαγωγή πίνακα χαρακτηριστικών και διανύσματος των annotations

Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης ταξινόμησης απαιτούν δύο σύνολα δεδομένων για την εκπαίδευσή τους. Το πρώτο είναι το σύνολο των διανυσμάτων των χαρακτηριστικών τιμών των εικονοστοιχείων, το οποίο ονομάζεται X . Το διάνυσμα X θα περιέχει πληροφορία μόνο για τα εικονοστοιχεία για τα οποία γνωρίζουμε (από τα δεδομένα εκπαίδευσης) σε ποια κατηγορία κάλυψης γης αντιστοιχούν. Η πληροφορία για την θέση των ζητούμενων εικονοστοιχείων, βρίσκεται στην εικόνα με τα δεδομένα αναφοράς. Η διαχρονική πληροφορία όμως, για τις φασματικές τιμές των καναλιών και δεικτών του κάθε εικονοστοιχείου βρίσκεται στον υπερκύβο. Το δεύτερο σύνολο δεδομένων που απαιτείται για την εκπαίδευση των ταξινομητών, ονομάζεται y και είναι ένα διάνυσμα-στήλη το οποίο περιέχει την κατηγορία κάλυψης γης που αντιστοιχεί σε κάθε εικονοστοιχείο. Και πάλι η πληροφορία αυτή βρίσκεται στις τιμές των εικονοστοιχείων της εικόνας με τα δεδομένα αναφοράς.

Όπως γίνεται φανερό, η ζητούμενη πληροφορία δεν υπάρχει ακόμα στη μορφή και με τις απαραίτητες διαστάσεις, αλλά βρίσκεται εντός των προηγούμενων συνόλων δεδομένων. Συμπερασματικά, το διάνυσμα X θα αντλήσει τις τιμές του από τον υπερκύβο, ενώ το διάνυσμα y θα αντλήσει τις τιμές του από την GT εικόνα. Πιο συγκεκριμένα, θα γίνει αντιστοίχιση των θέσεων όπου το διάνυσμα y δεν έχει τιμές μηδέν, δηλαδή τα εικονοστοιχεία της εικόνας με τιμή διάφορη του μηδενός, με τις αντίστοιχες του διανύσματος X .

Διαχωρισμός Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου

Αφού είναι έτοιμα τα διανύσματα X και y , ακολουθεί ο διαχωρισμός τους σε X_{train} , y_{train} και X_{test} , y_{test} . Το μοντέλο εκπαιδεύτηκε με το X_{train} και το y_{train} . Έπειτα δοκιμάστηκε στο X_{test} , χωρίς όμως να του αποκαλυφθεί το y_{test} . Έτσι, προέβλεψε την κατηγορία κάλυψης γης την οποία εκτίμησε για κάθε εικονοστοιχείο με βάση την εκπαίδευσή του, και έδωσε σαν αποτέλεσμα το y_{pred} . Γνωρίζοντας όμως τις αληθινές κατηγορίες από το y_{test} , έγινε σύγκριση των δύο τελευταίων έτσι ώστε να γίνει αντιληπτό εάν ο ταξινομητής εκπαιδεύτηκε επαρκώς.

Ο διαχωρισμός αυτός δεν γίνεται τυχαία, αλλά πρέπει και το $train$ και το $test$ να περιέχουν παραδείγματα από όλες τις κατηγορίες κάλυψης γης. Ένας διαδεδομένος βιβλιογραφικά τρόπος για να γίνεται αυτός ο διαχωρισμός είναι η τεχνική του N -fold Cross-Validation. Σύμφωνα με αυτήν, το σύνολο των διανυσμάτων των χαρακτηριστικών τιμών χωρίζεται σε N υποσύνολα, και μετά κάθε ένα από αυτά χρησιμοποιείται διαδοχικά σαν σύνολο ελέγχου, ενώ τα υπόλοιπα $N-1$ υποσύνολα ενώνονται και χρησιμοποιούνται σαν σύνολο εκπαίδευσης. Στο τέλος των N εκπαιδεύσεων, χρησιμοποιούνται τα αποτελέσματα για να βγει ένας μέσος όρος ακρίβειας για το μοντέλο. Πιο συγκεκριμένα, στην παρούσα εργασία εφαρμόστηκε Stratified N -fold Cross-Validation. Είναι μια παραλλαγή του N -Fold που επιστρέφει τα στρωματοποιημένα folds. Τα folds γίνονται με διατήρηση του ποσοστού των δειγμάτων για κάθε κατηγορία.

Εντός της επαναληπτικής διαδικασίας του Cross-Validation, συνηθίζεται η εφαρμογή της τεχνικής Grid-Search για τον προσδιορισμό των παραμέτρων του ταξινομητή - μια διαδικασία

που θεωρείται κρίσιμη- και μετά ακολουθεί η εκπαίδευση του ταξινομητή. Η συγκεκριμένη διαδικασία όμως εκτοξεύει τους χρόνους εκπαίδευσης των ταξινομητών. Για αυτό το λόγο το tuning των παραμέτρων των μοντέλων έγινε με βάση την διεθνή βιβλιογραφία [48,50–52].

3.7. Περιγραφή Πειραμάτων

Τα μοντέλα ταξινόμησης που σχεδιάστηκαν για τις ανάγκες της συγκεκριμένης μελέτης είναι έξι, αντίστοιχα τόσα είναι και τα πειράματα (Πίνακας 6). Σε όλα τα πειράματα, όπως παρατηρείται και στον Πίνακα 6, χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος Random Forest. Ο ορισμός των παραμέτρων του μοντέλου βασίστηκε σε πρόσφατες σχετικές διεθνείς δημοσιεύσεις που έχουν εφαρμόσει το συγκεκριμένο αλγόριθμο σε παρόμοιες τεχνικές και μεθοδολογίες με αυτή την εργασία. Ο συνολικός χρόνος εκπαίδευσης του κάθε μοντέλου ανήλθε στα 10 - 30 λεπτά αναλόγως του μεγέθους των δεδομένων εκπαίδευσης, ενώ ο συνολικός χρόνος για την πρόβλεψη του κάθε χάρτη στις 3,5 ώρες. Για να πραγματοποιηθούν οι τελικές εικόνες πρόβλεψης ο υπερκύβος τεμαχίστηκε σε τέσσερα ισομερή κομμάτια. Η αξιολόγηση των μοντέλων έγινε με τα δεδομένα αναφοράς του 2017. Εδώ πρέπει να σημειωθεί ότι για τις κλάσεις 24-25-26 δεν υπήρχαν διαθέσιμα δεδομένα αναφοράς για το 2017 ενώ για τις κλάσεις 18-21-28 η αξιολόγηση είναι αβέβαιη γιατί υπήρχαν διαθέσιμα πολύ λίγα.

Πίνακας 6. Τα χαρακτηριστικά των πειραμάτων που υλοποιήθηκαν.

Μοντέλο	Δεδομένα εκπαίδευσης	Διάνυσμα X	Διάνυσμα Y	Πρόβλεψη σε
model_1	2016	X-2016	γ-2016	TEK 2017
model_2	2016	X-2017	γ-2016	TEK 2017
model_3	2016 + confident pixel of map 2016	X-2017 + augmented pixels	γ-2016	TEK 2017
model_4	2016	X-2017 + X-2016	γ-2016	TEK 2017
model_5	2016 + confident pixel of map 2016	X-2017 + X-2016 + augmented	γ-2016	TEK 2017
model_6	2016 + 2017 (αρόσιμες καλλιέργειες)	X-2017 + X-2016	γ-2016 + γ-2017	TEK 2017

Πείραμα Αναφοράς (Source Domain)

Σε αυτό το πείραμα εκπαιδεύτηκε ο αλγόριθμος στα δεδομένα εκπαίδευσης για το 2016 και εφαρμόστηκε στο κύβο της ίδιας χρονιάς δημιουργώντας ένα μοντέλο και παράγοντας έναν χάρτη πρόβλεψης για το 2016.

1^ο πείραμα

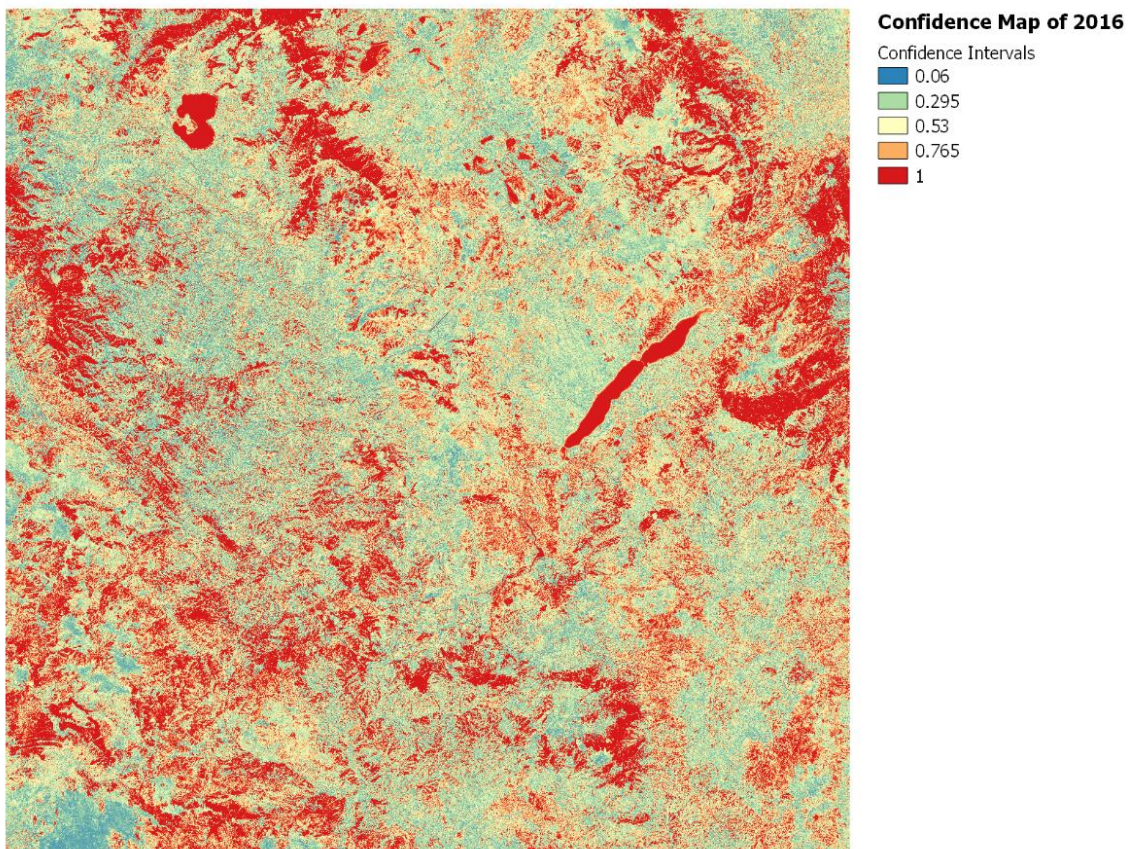
Το μοντέλο από το πείραμα αναφοράς χρησιμοποιήθηκε ως έχει για να την πρόβλεψη στο κύβο του 2017. Σε αυτό το πείραμα έγινε η υπόθεση ότι επειδή η κατανομή των ημερομηνιών καταγραφής στους δύο κύβους είναι σχεδόν ίδια, το ίδιο μοτίβο θα παρουσιαζόταν και στις τιμές ανάκλασης.

2^ο πείραμα

Σε αυτό το πείραμα κάνοντας την υπόθεση ότι οι περισσότερες κατηγορίες κάλυψης γης δεν θα έχουν αλλάξει ιδιαίτερα φασματικά έγινε εκπαίδευση του μοντέλου με τα δεδομένα εκπαίδευσης του 2016 αλλά εξάγοντας για αυτά τα πολύγωνα τα χαρακτηριστικά του υπερκύβου του 2017. Στη συνέχεια παράχθηκε ο χάρτης πρόβλεψης στο κύβο του 2017.

3^ο πείραμα

Σημαντικό ρόλο στην εκπαίδευση ενός μοντέλου παίζει η προσαρμογή των παραμέτρων του έτσι ώστε να μπορεί να χαρτογραφήσει μια συγκεκριμένη είσοδο (π.χ. μια εικόνα) σε κάποια έξοδο (μια ετικέτα). Ο στόχος βελτιστοποίησης είναι να βρεθεί αυτό το σημείο όπου η απώλεια του μοντέλου είναι χαμηλή, πράγμα που συμβαίνει όταν οι παράμετροι συντονιστούν με τον σωστό τρόπο. Αν υπάρχουν πολλές παράμετροι, θα πρέπει το μοντέλο να εκπαιδευτεί με αναλογικό ποσό παραδειγμάτων για να έχει καλές επιδόσεις. Επίσης, ο αριθμός των παραμέτρων που χρειάζεστε είναι ανάλογος με την πολυπλοκότητα της εργασίας που πρέπει να εκτελέσει το μοντέλο.



Σχήμα 7. Χάρτης πιθανότητας ταξινόμησης για το 2016.

Στη συγκεκριμένη εργασία, το μοντέλο έπρεπε να αναλύσει 110 χαρακτηριστικά για αυτό το λόγο θεωρήθηκε σημαντικό να αυξηθεί το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης. Ένας τρόπος να επιτευχθεί αυτό θα ήταν να γίνει χειροκίνητη συλλογή νέων χαρακτηριστικών πολυγώνων για κάθε κατηγορία. Ωστόσο, αυτή η περίπτωση θα ήταν ιδιαίτερα χρονοβόρα και θα αποτελούσε μια μη αυτοματοποιημένη τεχνική. Για αυτό το λόγο σε αυτό το πείραμα η εκπαίδευση ενισχύθηκε με τα εικονοστοιχεία του χάρτη του 2016, που παρουσίασαν πιθανότητα ταξινόμησης πάνω από 90% (Σχήμα 7). Πιο συγκεκριμένα, έγινε στρωματοποιημένη τυχαία δειγματοληψία για τα εικονοστοιχεία που δεν συμμετείχαν στο μοντέλο εκπαίδευσης για το 2016 και παρουσίασαν πιθανότητα ταξινόμησης πάνω από 90%. Με αυτό τον τρόπο σχεδόν διπλασιάστηκαν τα δεδομένα εκπαίδευσης. Στη συνέχεια παράχθηκε ο χάρτης πρόβλεψης στο tile του 2017.

4^ο πείραμα

Σε αυτό το πείραμα ενισχύθηκε η εκπαίδευση του 2^ο μοντέλου με τα χαρακτηριστικά των ίδιων εικονοστοιχείων (δεδομένα εκπαίδευσης) στον υπερκύβο του 2016. Πιο συγκεκριμένα έγινε η υπόθεση ότι η προσθήκη μικρών ποσών θορύβου στα δεδομένα εκπαίδευσης συχνά βοηθά στη γενίκευση και την ανοχή σφάλματος. Με αυτό τον τρόπο έγινε μια προσπάθεια να βελτιωθεί η κατανομή των χαρακτηριστικών για κάθε κλάση και να μειωθεί η μεταβλητότητά τους διαχρονικά. Στη συνέχεια παράχθηκε ο χάρτης πρόβλεψης στο κύβο του 2017.

5^ο πείραμα

Σε αυτό το πείραμα εφαρμόστηκε η ίδια τεχνική του 3^{ου} πειράματος για το 4^ο μοντέλο. Πιο συγκεκριμένα, ενισχύθηκε με τη μεθοδολογία που περιγράφεται στο τρίτο πείραμα το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης του 4^{ου} μοντέλου. Στη συνέχεια παράχθηκε ο χάρτης πρόβλεψης στο κύβο του 2017.

6^ο πείραμα

Σύμφωνα με την υπάρχουσα βιβλιογραφία, η μεταφορά γνώσης είναι ένα ισχυρό εργαλείο που μπορεί να εφαρμοστεί σε πολλούς τομείς (Pan and Yang, 2010). Αρκετοί απλοί και αποτελεσματικοί αλγόριθμοι έχουν χρησιμοποιηθεί για να τροποποιήσουν τις παραδοσιακές μεθόδους μηχανικής μάθησης ώστε να ταιριάζουν σε διάφορα προβλήματα. Για αυτό το λόγο σε αυτό το πείραμα προτάθηκε μια μέθοδος μεταφοράς γνώσης, η οποία χρησιμοποιεί τα περσινά δεδομένα, σε συνδυασμό με ένα μικρό αριθμό νέων δεδομένων, για την κατάρτιση ενός εκπαιδευτή του συνόλου. Ο στόχος αυτού του πειράματος ήταν να βελτιώσει το μοντέλο του 4^{ου} πειράματος δίνοντας του φασματικά χαρακτηριστικά από τον κύβο του 2017 για κατηγορίες που παρουσιάζουν την μεγαλύτερη μεταβλητότητα διαχρονικά. Πιο συγκεκριμένα, εισήχθησαν στην εκπαίδευση του μοντέλου το 20% των δεδομένων αναφοράς του 2017 για τις αρόσιμες καλλιέργειες, θεωρώντας ότι αποτελούν τις κατηγορίες με την μεγαλύτερη μεταβλητότητα.

4. Αποτελέσματα και Αξιολόγηση

Στο κεφάλαιο που ακολουθεί, παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα των έξι πειραμάτων, η συγκριτική τους αξιολόγηση και τέλος η παρουσίαση ορισμένων χαρακτηριστικών περιπτώσεων και η ανάλυση τους με εικόνες-παραδείγματα. Συγκεκριμένα, στα πρώτα έξι υποκεφάλαια γίνεται συνολικός σχολιασμός των αποτελεσμάτων του κάθε μοντέλου μέσω πινάκων σύγχυσης, διαγραμμάτων και θεματικών χαρτών.

Οι πίνακες σύγχυσης χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές μηχανικής μάθησης και ειδικότερα του προβλήματος της στατιστικής ταξινόμησης. Στους πίνακες σύγχυσης που θα παρουσιαστούν στο παρόν κεφάλαιο οι σειρές αντιστοιχούν στις κλάσεις του ground truth, οι στήλες αντιστοιχούν στις κλάσεις του αποτελέσματος ταξινόμησης.

Επίσης, αναλύονται και τρεις μετρικές αξιολόγησης. Οι πρώτες δύο είναι η ακρίβεια (precision) και η ανάκληση (recall), που ορίζονται από τις παρακάτω σχέσεις:

- $prec = \frac{TP}{TP+FP}$
- $recall = \frac{TP}{TP+FN}$

όπου οι παράμετροι TP (True Positive), FN (False Negative), FP (False Positive), και TN (True Negative) υπολογίζονται ως εξής:

- TP = όσα παραδείγματα ανήκουν στην κλάση (εξόδου) 1 και ταξινομήθηκαν στην 1
- FN = όσα παραδείγματα ανήκουν στην κλάση (εξόδου) 1, αλλά ταξινομήθηκαν στην 2
- FP = όσα παραδείγματα ανήκουν στην κλάση (εξόδου) 2, αλλά ταξινομήθηκαν στην 1
- TN = όσα παραδείγματα ανήκουν στην κλάση (εξόδου) 2 και ταξινομήθηκαν στην 2

Επιπλέον, αναλύεται η μετρική F, η οποία συμψηφίζει τις δύο παραπάνω ποσότητες, όπως φαίνεται στην παρακάτω σχέση, με την παράμετρο β να καθορίζει το βάρος της ακριβείας σε σχέση με την ανάκληση. Στις επόμενες ενότητες χρησιμοποιήθηκε β = 1, δίνοντας έτσι το ίδιο βάρος στην ακρίβεια και την ανάκληση.

- $F_{\beta} = \frac{\beta^2 * precision * recall}{\beta^2 * precision + recall}$

Για την παρουσίαση και αξιολόγηση των πειραμάτων χρησιμοποιήθηκαν οι μέσες τιμές των τριών παραπάνω μετρικών και όχι οι καθολικές μετρικές ακριβείας όπως είναι η Ολική Ακρίβεια (Overall Accuracy) και ο δείκτης k (kappa coefficient), καθώς οι τελευταίες επηρεάζονται από το ανισοβαρές μέγεθος (πλήθος εικονοστοιχείων) των δεδομένων αναφοράς των διαφορετικών κατηγοριών

4.1. Source Domain

Τα υψηλά ποσοστά ακριβείας του συγκεκριμένου πειράματος δημιουργούν αισιοδοξία όσον αφορά την εφαρμογή των δεδομένων αναφοράς και του χάρτη στην προς ταξινόμηση χρονιά. Υποδηλώνουν ότι η μεταφορά γνώσης μπορεί να εφαρμοστεί δίχως να μεταφέρονται συστηματικά σφάλματα ταξινόμησης από τη μια χρονιά στην άλλη. Με βάση την αναφορά

της ταξινόμησης η μέση ακρίβειά που επιτυγχάνεται είναι της τάξης του 97% και η μέση ανάκληση ισούται με 95%.

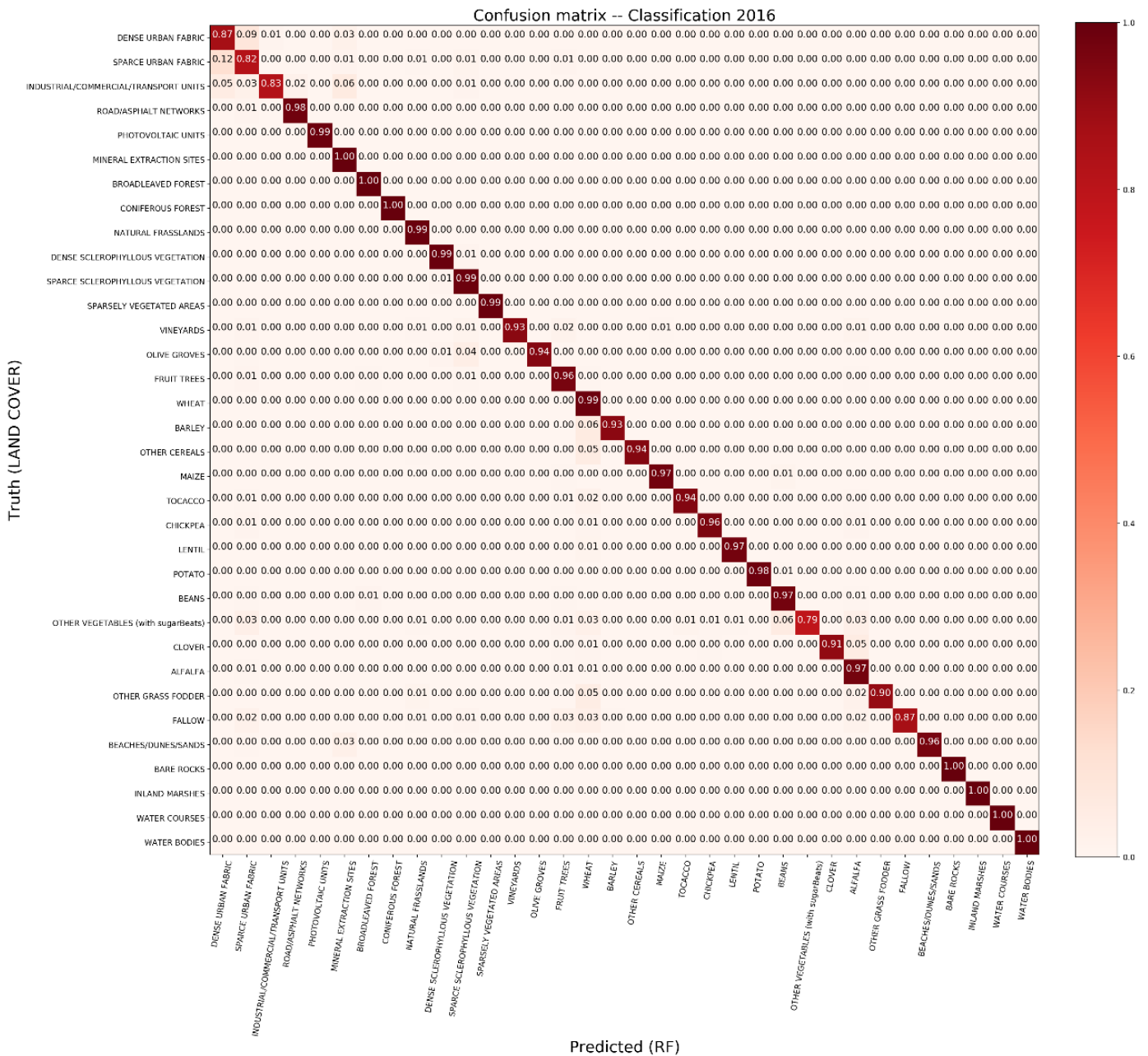
Οι κατηγορίες που περιλαμβάνουν τις τεχνητές επιφάνειες (1,2,3,4,5,6), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 86% - 99%, με χαμηλότερες τις κατηγορίες 1-2 ενώ όλες οι υπόλοιπες σημείωσαν ποσοστά άνω του 90%.

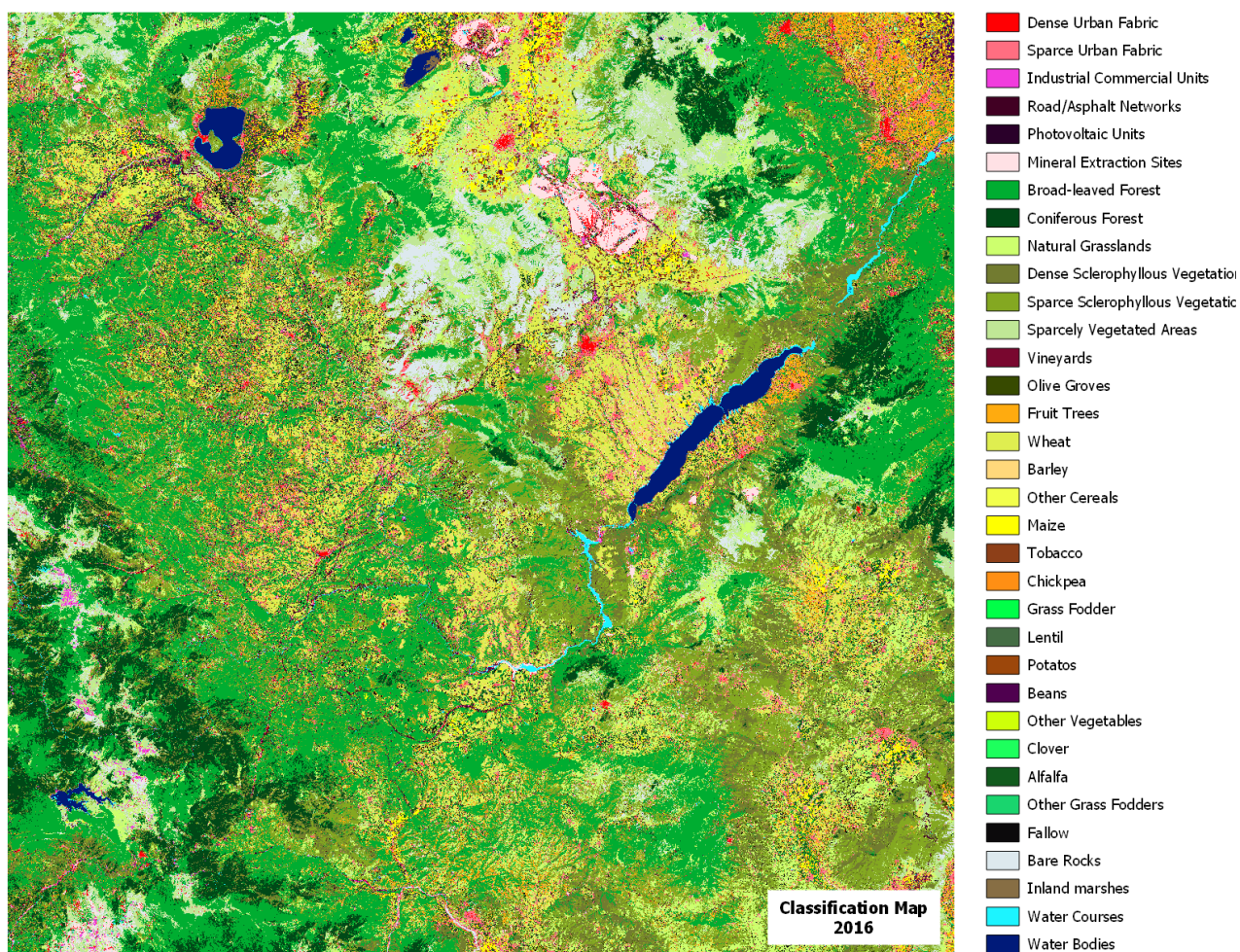
Οι κατηγορίες των καλλιεργειών (13 - 29), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 94% - 99%, με χαμηλότερη την κατηγορία 25. Οι κατηγορίες που αφορούν τα δάση (7-8), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 98% - 99%. Οι κατηγορίες που αφορούν θαμνώδεις περιοχές και λιβάδια (22,27,28,29,30,31,32,33), στην ακρίβειά κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 97% - 99%. Οι κατηγορίες που αφορούν χέρσα τμήματα γης και παραλίες (30-31), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 98% - 99%. Οι κατηγορίες που αφορούν ύδατα και υγροτόπους (32-33-34), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 98% - 99%, με χαμηλότερη την κατηγορία 33.

Για την λεπτομερέστερη παρατήρηση των αποτελεσμάτων οι κατηγορίες που συγχέονται μεταξύ τους βρίσκονται όπου παρατηρείται συσσώρευση των πορτοκαλί κελιών που βρίσκονται εκτός της διαγώνιου στον ακόλουθο πίνακα σύγχυσης (Πίνακας 7). Το αποτέλεσμα της πρόβλεψη της ταξινόμησης παρουσιάζεται επίσης με έναν ταξινομημένο χάρτη (Σχήμα 8).

Μελετώντας το χάρτη, διαπιστώνεται ότι επιτεύχθηκε αξιόπιστη πρόβλεψη των χρήσεων γης της περιοχής μελέτης. Με μια πρώτη γενική παρατήρηση, ο ταξινομητής φαίνεται να εντόπισε με τις αντίστοιχες σωστές κατηγορίες τα αστικά κέντρα (Καστοριά, Κοζάνη, Πτολεμαΐδα κ.α.), τους όγκους νερού (λίμνες Καστοριάς και Πολυφύτου) και τις εκτάσεις φυσικής βλάστησης (δάση, βοσκότοποι, βραχώδεις εκτάσεις) στους ορεινούς όγκους της περιοχής (Πίνδος, Βέρμιο κ.α.) καθώς και τις διάσπαρτες πεδινές εκτάσεις με πληθώρα καλλιεργειών.

Πίνακας 7. Ο πίνακας σύγχυσης για το 2016.





Σχήμα 8. Ο παραγόμενος χάρτης για την χρονιά 2016.

4.2. 1^ο Μοντέλο (RF | Χ2016 – γ2016)

Με βάση την αναφορά της ταξινόμησης με χρήση του πρώτου μοντέλου η μέση ακρίβειά που επιτυγχάνεται είναι της τάξης 44% και η μέση ανάκληση ισούται με 38%.

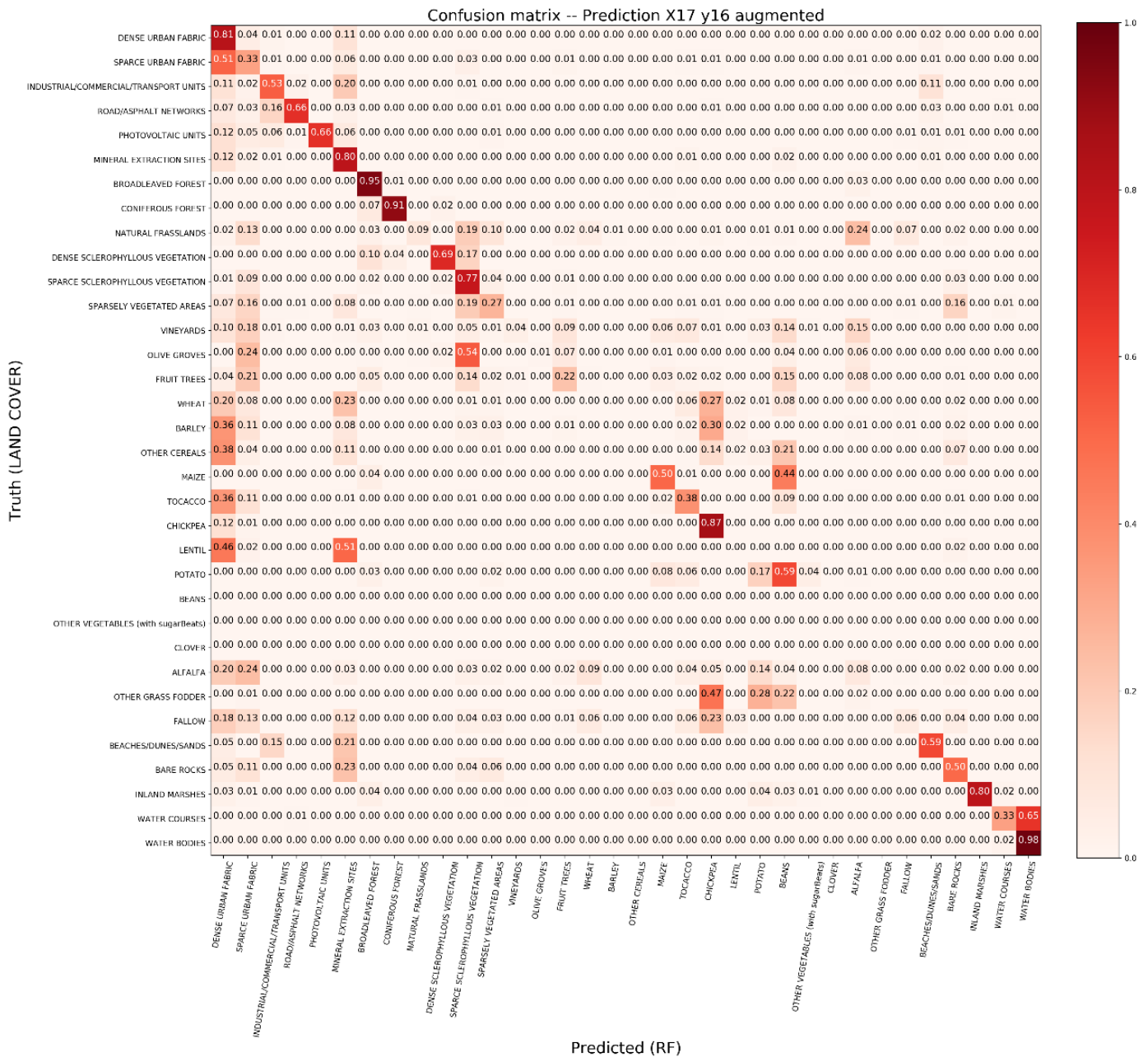
Οι κατηγορίες που περιλαμβάνουν τις τεχνητές επιφάνειες (1,2,3,4,5,6), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 16% - 85%, με αισθητά χαμηλότερες τις κατηγορίες 1-2 ενώ όλες οι υπόλοιπες σημείωσαν ποσοστά άνω του 42%. Οι κατηγορίες των καλλιεργειών (13 - 29)¹, στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 5% - 99%, με χαμηλότερη την κατηγορία 16. Οι κατηγορίες που αφορούν τα δάση (7-8), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 87% - 98%, με χαμηλότερη την κατηγορία 26. Οι κατηγορίες που αφορούν θαμνώδεις περιοχές και λιβάδια (22,27,28,29,30,31,32,33), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 47% - 93%, με αισθητά χαμηλότερη την κατηγορία 13, ενώ όλες οι υπόλοιπες σημείωσαν ποσοστά άνω του 60%. Οι κατηγορίες που αφορούν χέρσα τμήματα γης και παραλίες (30-31), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 50% - 75%, με αισθητά χαμηλότερα την κατηγορία 30. Οι κατηγορίες που αφορούν ύδατα και υγροτόπους (32-33-

¹ Εξαιρούνται οι κατηγορίες για τις οποίες δεν συλλέχθηκαν δεδομένα εκπαίδευσης.

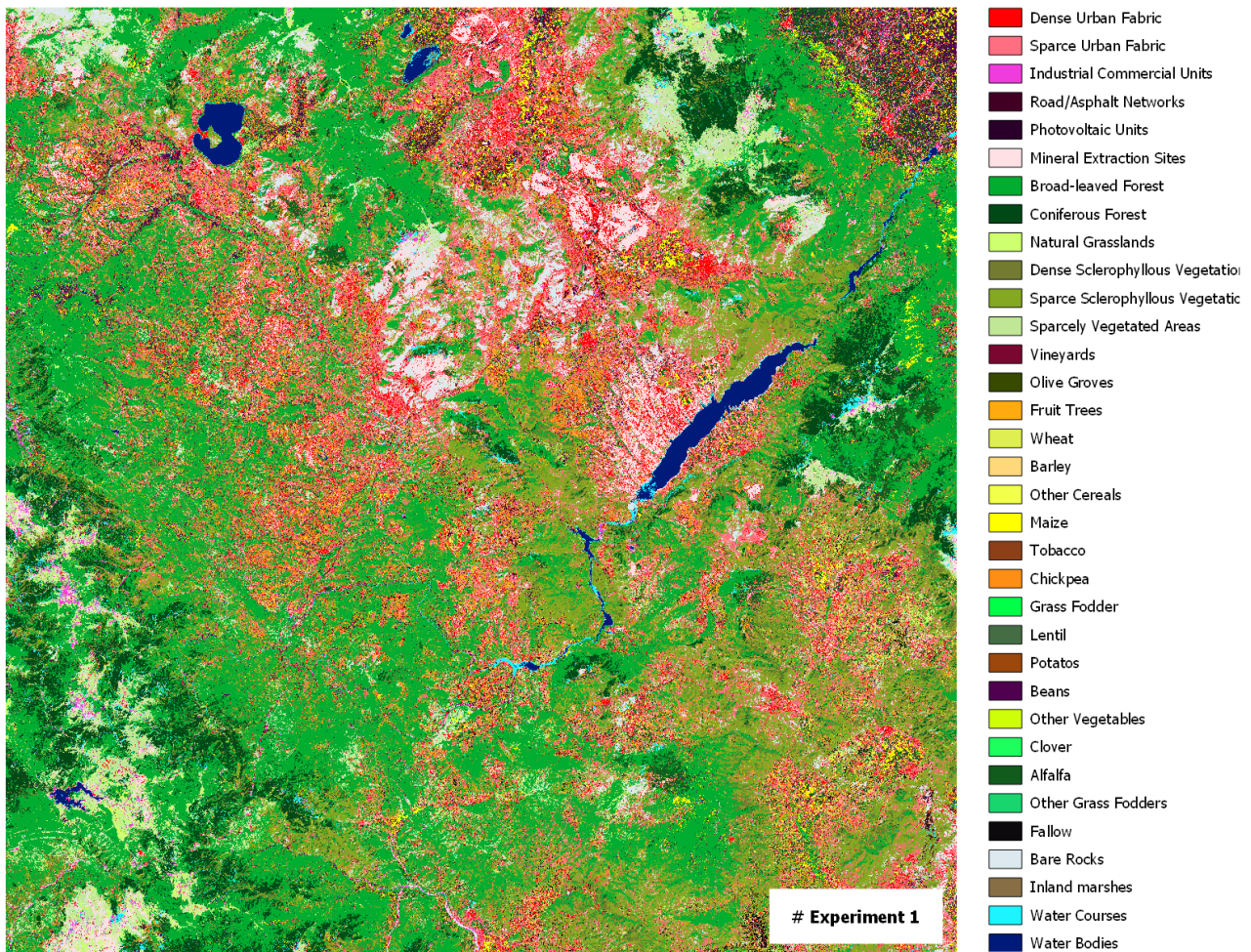
34), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 33% - 98%, με χαμηλότερη την κατηγορία 33.

Για την λεπτομερέστερη παρατήρηση των αποτελεσμάτων οι κατηγορίες που συγχέονται μεταξύ τους βρίσκονται όπου παρατηρείται συσσώρευση των πορτοκαλί κελιών που βρίσκονται εκτός της διαγώνιου στον ακόλουθο πίνακα σύγχυσης (Πίνακας 8). Το αποτέλεσμα της πρόβλεψης της ταξινόμησης παρουσιάζεται επίσης με έναν ταξινομημένο χάρτη (Σχήμα 9).

Πίνακας 8. Πίνακας σύγχυσης για το 1^ο μοντέλο.



Μελετώντας τον χάρτη του πρώτου πειράματος, διαπιστώνονται σημαντικά προβλήματα στη πρόβλεψη. Πιο συγκεκριμένα, παρατηρείται ότι σε όλη την περιοχή μελέτης εντοπίζεται σύγχυση του Ασυνεχούς αστικού ιστού με τις κλάσεις των καλλιεργειών. Επίσης, σημαντική σύγχυση παρατηρείται μεταξύ των Φρουτόδεντρων με τις κλάσεις 'Μηδική' και 'Φασόλια'.



Σχήμα 9. Ο παραγόμενος χάρτης από το 1^ο μοντέλο.

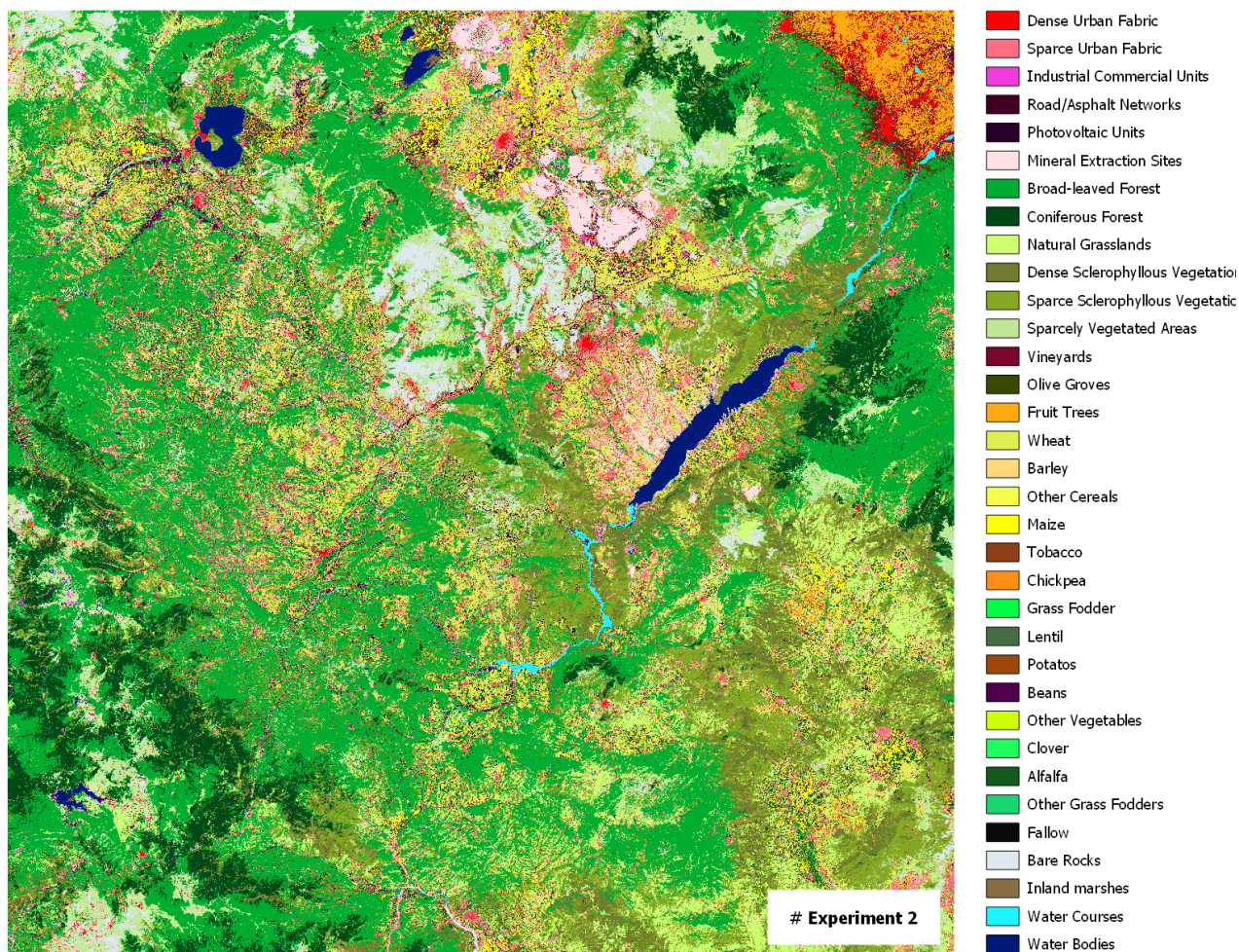
4.3. 2^ο Μοντέλο (RF | Χ2017 – γ2016)

Το δεύτερο μοντέλο παρουσίασε σημαντική βελτίωση συγκριτικά με το πρώτο με τις κλάσεις της τεχνητής επιφάνειας και καλλιεργειών να παρουσιάζουν τα περισσότερα σφάλματα ταξινόμησης. Πιο συγκεκριμένα, με βάση την αναφορά της ταξινόμησης με το δεύτερο μοντέλο η μέση ακρίβειά που επιτυγχάνεται είναι της τάξης 65% και η μέση ανάκληση ισούται με 64%.

Οι κατηγορίες που περιλαμβάνουν τις τεχνητές επιφάνειες (1,2,3,4,5,6), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 77% - 100%, με αισθητά χαμηλότερες τις κατηγορίες 1-2 ενώ όλες οι υπόλοιπες σημείωσαν ποσοστά άνω του 42%. Οι κατηγορίες των καλλιεργειών (13 - 29)², στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 7% - 99%, με χαμηλότερη την

² Εξαιρούνται οι κατηγορίες για τις οποίες δεν συλλέχθηκαν δεδομένα εκπαίδευσης.

Μελετώντας τον χάρτη, διαπιστώνουμε ότι σε γενικές γραμμές δίνει μία αξιόπιστη πρόβλεψη των χρήσεων γης της περιοχής μελέτης. Οι συγχύσεις που παρατηρήθηκαν στο προηγούμενο πείραμα παρουσίασαν σημαντική βελτίωση, ωστόσο συνεχίζουν να εντοπίζονται σε μικρότερο βαθμό σε όλη την έκταση των αγροτικών περιοχών της περιοχής μελέτης. Πιο συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος εξακολουθεί να ταξινομεί λανθασμένα ως Ασυνεχή αστικό ιστό καλλιέργειες αλλά και να συγχέει μεταξύ τους τις κατηγορίες των καλλιεργειών.



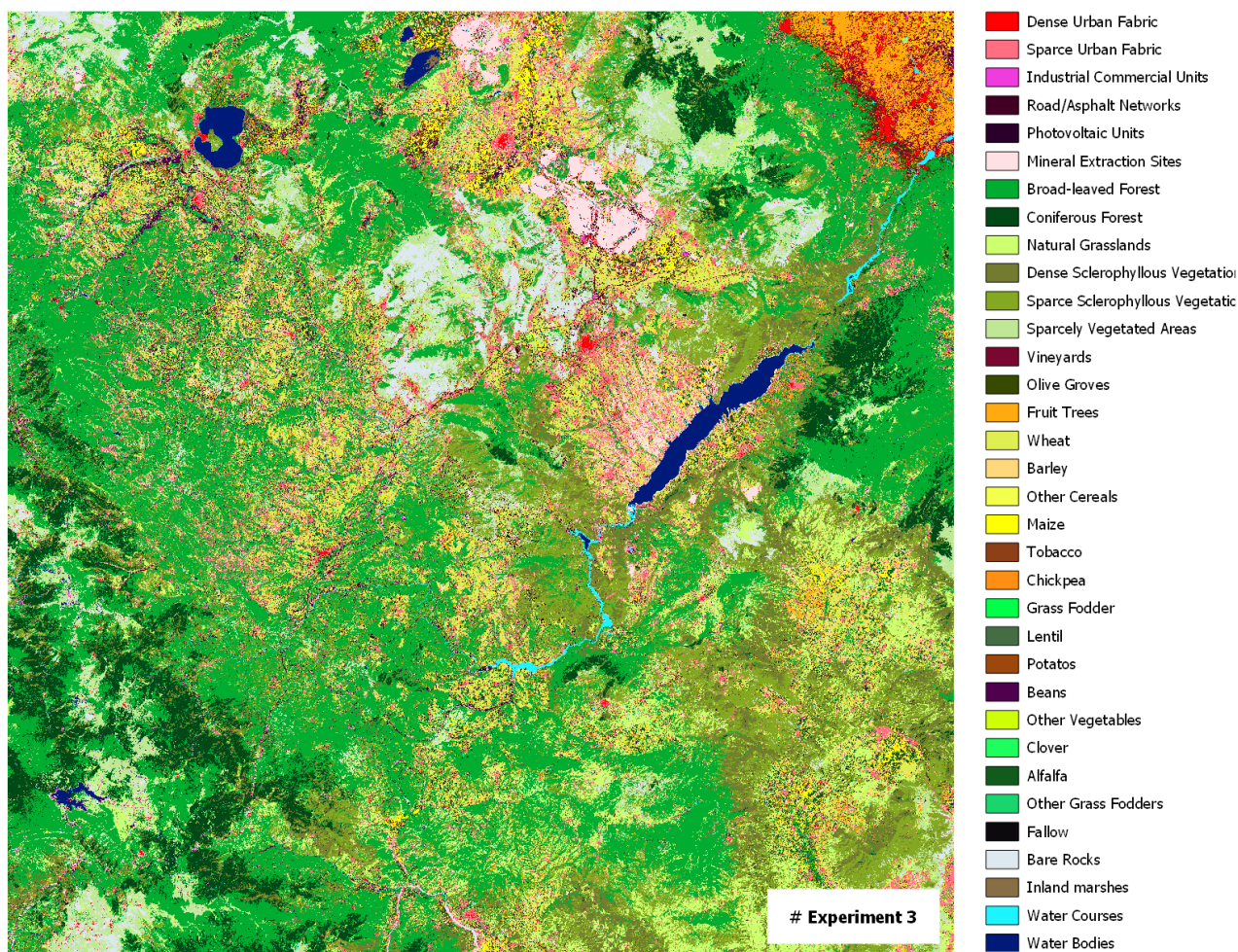
Σχήμα 10. Ο παραγόμενος χάρτης από το 2^ο μοντέλο.

4.4. 3^ο Μοντέλο (RF | Χ2017 + augmented – γ2016)

Το 3^ο πείραμα παρουσίασε παρόμοια ποσοστά ακρίβειας με το δεύτερο πείραμα. Ωστόσο, κατάφερε να βελτιώσει τις ακρίβειες και να μειώσει τα σφάλματα ταξινόμησης για τις κατηγορίες που αφορούν τις τεχνητές επιφάνειες. Με βάση την αναφορά της ταξινόμησης με το τρίτο μοντέλο η μέση ακρίβειά που επιτυγχάνεται είναι της τάξης 67% και η μέση ανάκληση ισούται με 65%.

Οι κατηγορίες που περιλαμβάνουν τις τεχνητές επιφάνειες (1,2,3,4,5,6), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 84% - 94%, με αισθητά χαμηλότερες τις κατηγορίες 1-2 ενώ όλες οι υπόλοιπες σημείωσαν ποσοστά άνω του 42%. Οι κατηγορίες των καλλιεργειών (13 -

Το αποτέλεσμα της πρόβλεψης της ταξινόμησης παρουσιάζεται επίσης με έναν ταξινομημένο χάρτη (Σχήμα 11). Μελετώντας τον χάρτη, διαπιστώνουμε ότι σε γενικές γραμμές δίνει παρόμοιο αποτέλεσμα με αυτό του 2^{ου} πειράματος. Πιο συγκεκριμένα, σε γενικές γραμμές αποτελεί μία αξιόπιστη πρόβλεψη των καλύψεων γης της περιοχής μελέτης. Και εδώ οι φασματικές συγχύσεις που παρατηρούνται στο 1^ο πείραμα παρουσίασαν σημαντική βελτίωση, ωστόσο συνεχίζουν να εντοπίζονται σε μικρότερο βαθμό σε όλη την έκταση των αγροτικών περιοχών της περιοχής μελέτης. Πιο συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος εξακολουθεί να ταξινομεί λανθασμένα ως Ασυνεχή αστικό ιστό καλλιέργειες αλλά και να συγχέει μεταξύ τους τις κατηγορίες των καλλιεργειών



Σχήμα 11. Ο παραγόμενος χάρτης από το 3^ο μοντέλο.

4.5. 4^ο Μοντέλο (RF | Χ2016 + Χ2017– γ2016)

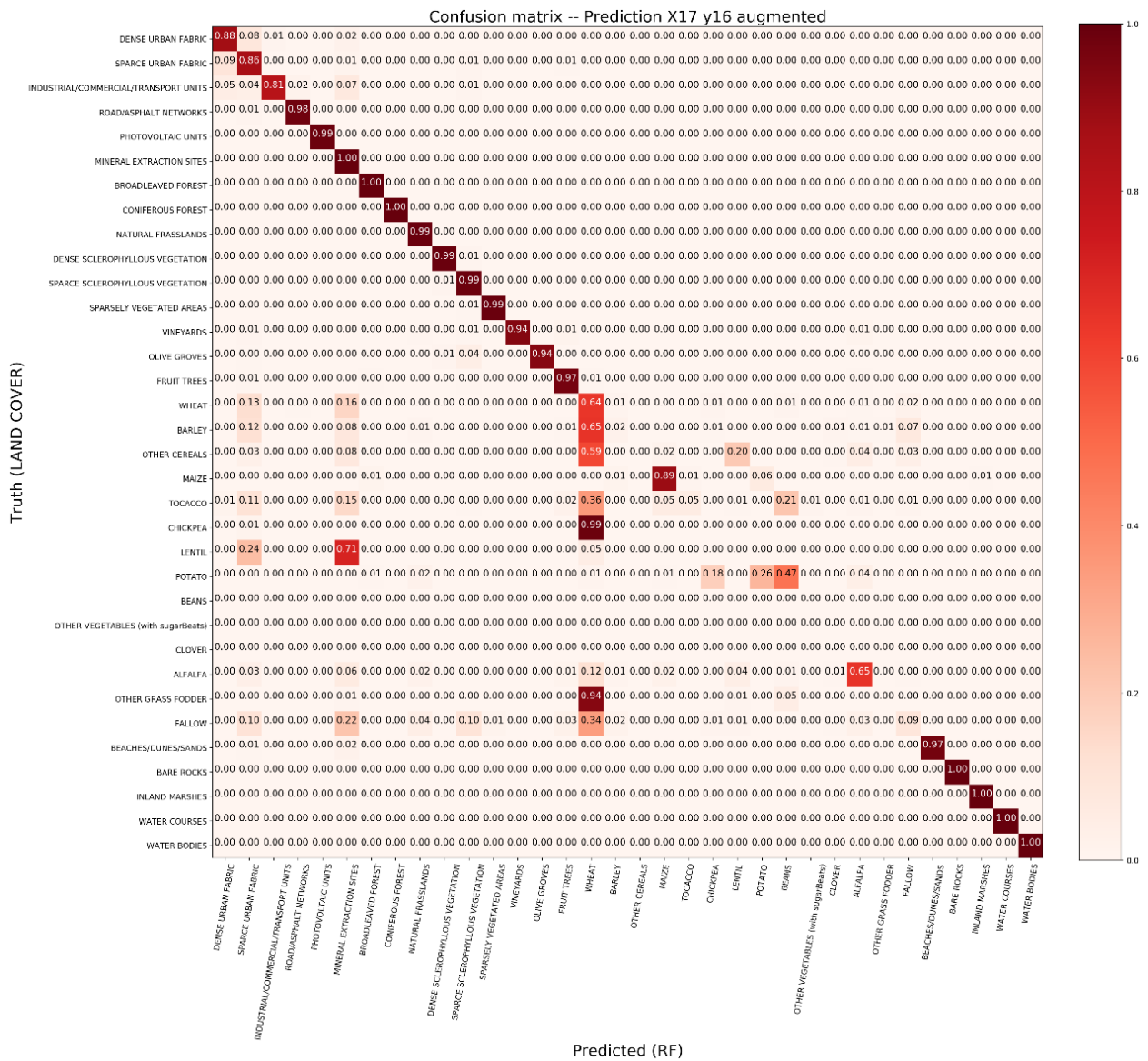
Το 4^ο μοντέλο δεν παρουσίασε ιδιαίτερη διαφορά με το προηγούμενο πείραμα, καθώς επίσης παρουσίασε και αυτό ιδιαίτερα χαμηλά ποσοστά για τις κλάσεις των καλλιεργειών. Πιο συγκεκριμένα, με βάση την αναφορά της ταξινόμησης με το τέταρτο μοντέλο η μέση ακρίβειά που επιτυγχάνεται είναι της τάξης 66% και η μέση ανάκληση ισούται με 64%.

Οι κατηγορίες που περιλαμβάνουν τις τεχνητές επιφάνειες (1,2,3,4,5,6), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 84% - 94%, με χαμηλότερες τις κατηγορίες 1-2 ενώ όλες οι

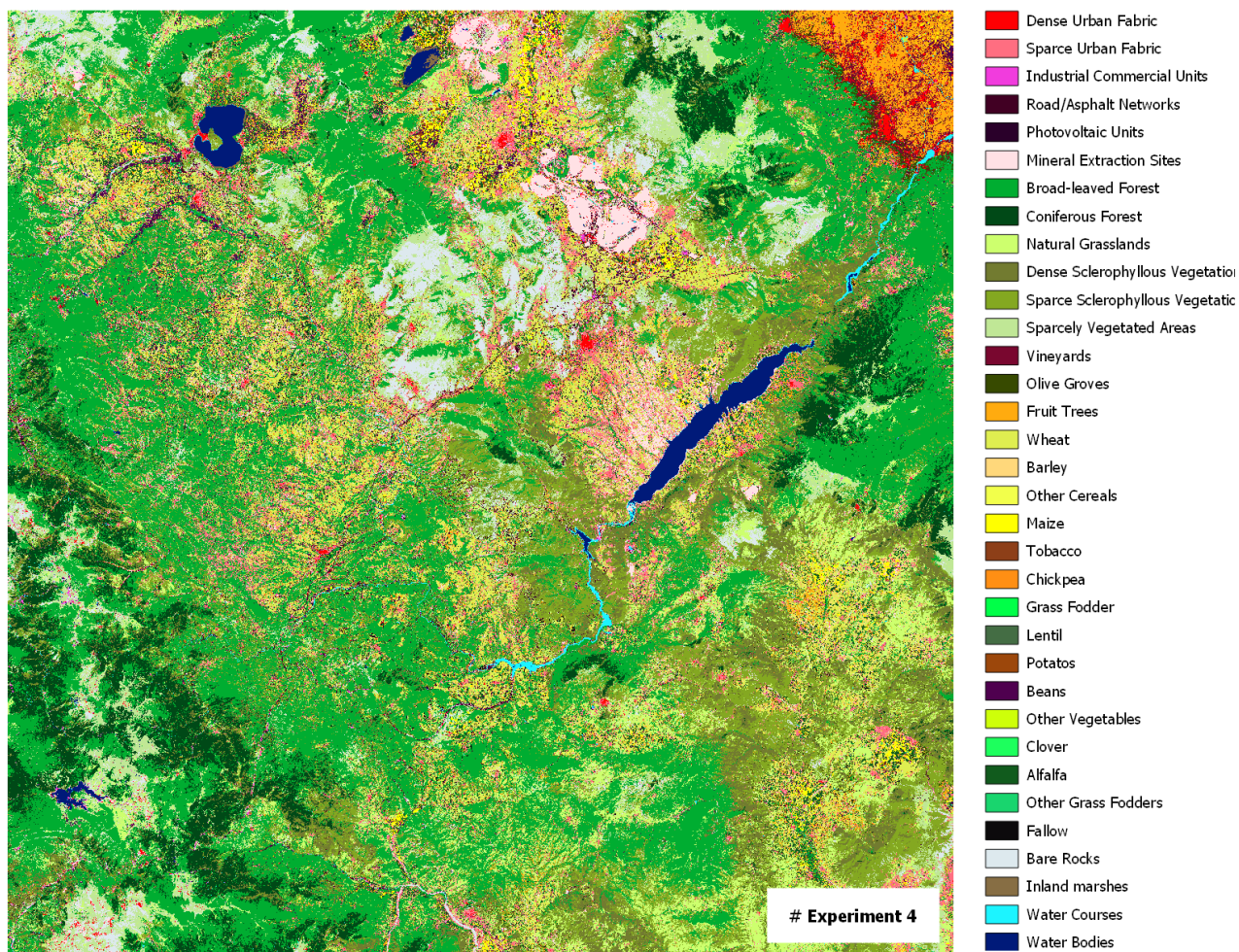
υπόλοιπες σημείωσαν ποσοστά άνω του 90%. Οι κατηγορίες των καλλιεργειών (13 - 29)⁴, στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 7% - 99%, με χαμηλότερη την κατηγορία 16. Οι κατηγορίες που αφορούν τα δάση (7-8), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 97% - 98%. Οι κατηγορίες που αφορούν θαμνώδεις περιοχές και λιβάδια (22,27,28,29,30,31,32,33), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 98% - 99%. Οι κατηγορίες που αφορούν χέρσα τμήματα γης και παραλίες (30-31), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 98% - 99%. Οι κατηγορίες που αφορούν ύδατα και υγροτόπους (32-33-34), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 96% - 100%, με χαμηλότερη την κατηγορία 33.

Για την λεπτομερέστερη παρατήρηση των αποτελεσμάτων οι κατηγορίες που συγχέονται μεταξύ βρίσκονται όπου παρατηρείται συσσώρευση των πορτοκαλί κελιών που βρίσκονται εκτός της διαγώνιου στον ακόλουθο πίνακα σύγκυσης (Πίνακας 11).

Πίνακας 11. Ο πίνακας σύγκυσης για το 4^ο μοντέλο.



Το αποτέλεσμα της πρόβλεψης της ταξινόμησης παρουσιάζεται επίσης με έναν ταξινομημένο χάρτη (Σχήμα 12). Μελετώντας τον χάρτη, διαπιστώνουμε ότι σε γενικές γραμμές δίνει ελαφρώς βελτιωμένο αποτέλεσμα σε σχέση με αυτό των πειραμάτων 1, 2 και 3. Πιο συγκεκριμένα, η σύγκριση μεταξύ του Ασυνεχούς αστικού ιστού με τις καλλιέργειες έχει βελτιωθεί σε σύγκριση με τα προηγούμενα πειράματα αλλά οι κατηγορίες καλλιεργειών συνεχίζουν να παρουσιάζουν σύγκριση μεταξύ τους.



Σχήμα 12. Ο παραγόμενος χάρτης από το 4^ο μοντέλο.

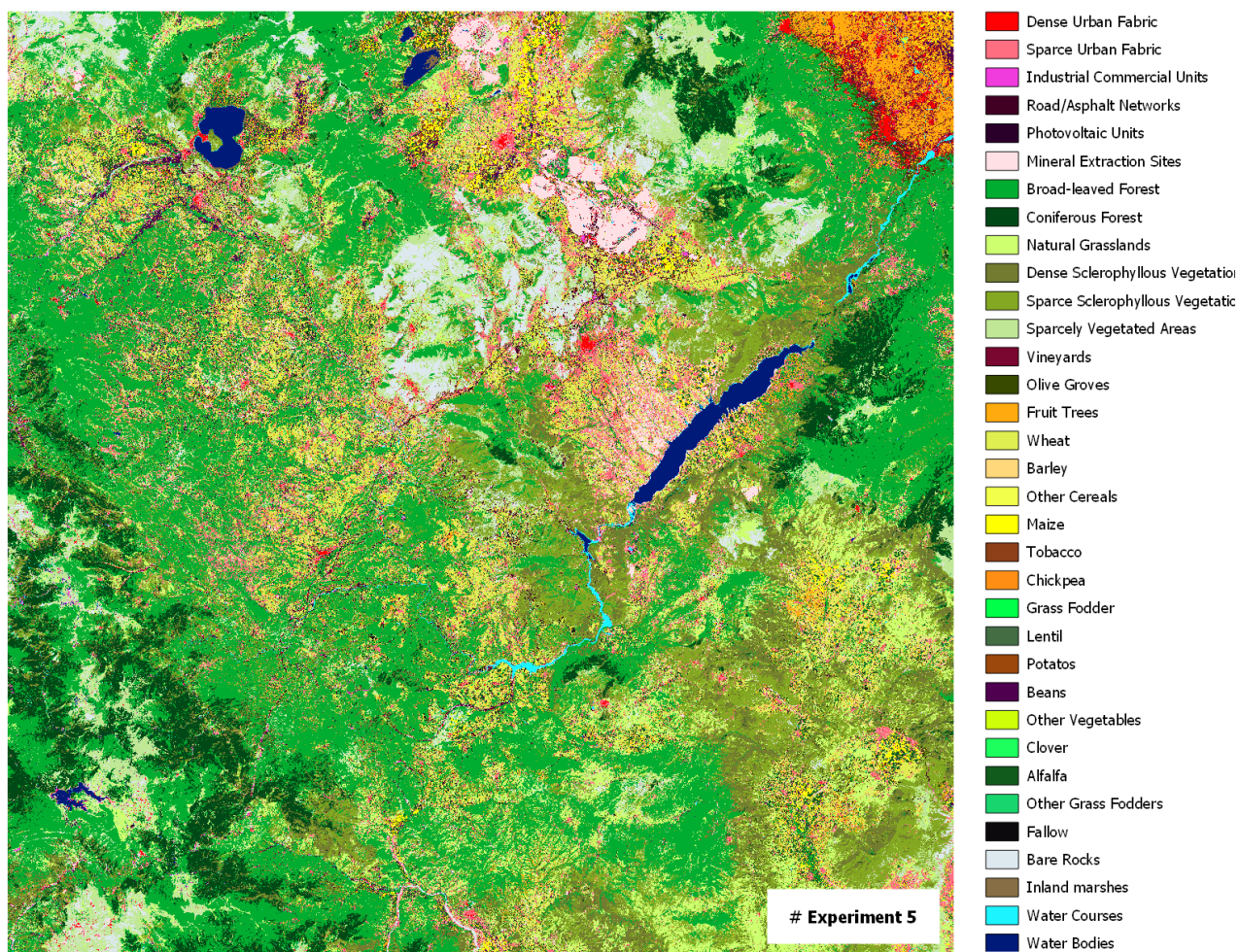
4.6. 5^ο Μοντέλο (RF | Χ2016 + Χ2017+ augmented – γ2016)

Στο 5^ο πείραμα το μοτίβο όσον αφορά τις μετρικές ακρίβειας καθώς και την ποιοτική αξιολόγησή του είναι το ίδιο με τα προηγούμενα δύο πειράματα. Με βάση την αναφορά της ταξινόμησης με το πέμπτο μοντέλο η μέση ακρίβεια που επιτυγχάνεται είναι της τάξης 67% και η μέση ανάκληση ισούται με 65%.

Οι κατηγορίες που περιλαμβάνουν τις τεχνητές επιφάνειες (1,2,3,4,5,6), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 85% - 94%, με χαμηλότερες και σε αυτό το πείραμα τις κατηγορίες 1-2 ενώ όλες οι υπόλοιπες σημείωσαν ποσοστά άνω του 90%. Οι κατηγορίες των καλλιεργειών (13 - 29)⁵ και σε αυτό το πείραμα, στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά

⁵ Εξαιρούνται οι κατηγορίες για τις οποίες δεν συλλέχθηκαν δεδομένα εκπαίδευσης.

Το αποτέλεσμα της πρόβλεψη της ταξινόμησης παρουσιάζεται επίσης με έναν ταξινομημένο χάρτη (Σχήμα 13). Μελετώντας τον χάρτη, διαπιστώνουμε ότι σε γενικές γραμμές δίνει παρόμοιο αποτέλεσμα με αυτό του προηγούμενου πειράματος. Πιο συγκεκριμένα, αποτελεί και αυτό σε γενικές γραμμές μία αξιόπιστη πρόβλεψη των χρήσεων γης της περιοχής μελέτης. Το αποτέλεσμα όπως και στο 4^ο πείραμα είναι ελαφρώς βελτιωμένο αποτέλεσμα σε σχέση με αυτό των πειραμάτων 1, 2 και 3. Πιο συγκεκριμένα, η σύγκριση μεταξύ του Ασυνεχούς αστικού ιστού με τις καλλιέργειες έχει βελτιωθεί σε σύγκριση με τα προηγούμενα πειράματα αλλά οι κατηγορίες καλλιεργειών συνεχίζουν να παρουσιάζουν σύγκριση μεταξύ τους.



Σχήμα 13. Ο παραγόμενος χάρτης από το 5^ο μοντέλο.

4.7. 6^ο Μοντέλο (RF | Μέθοδος μεταφοράς γνώσης)

Το έκτο και τελευταίο πείραμα είναι το μόνο που κατάφερε να μειώσει την απόκλιση της κατανομής μεταξύ των δεδομένων εκπαίδευσης του 2016 και των φασματικών χαρακτηριστικών του 2017 για όλες τις κλάσεις, ακόμα και για τις δυναμικές. Πιο συγκεκριμένα, με βάση την αναφορά της ταξινόμησης με το έκτο μοντέλο η μέση ακρίβεια που επιτυγχάνεται είναι της τάξης 87% και η μέση ανάκληση ισούται με 82%.

Οι κατηγορίες που περιλαμβάνουν τις τεχνητές επιφάνειες (1,2,3,4,5,6), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 86% - 94%, ποσοστά που υποδηλώνουν βελτίωση των κλάσεων 1-2 σε σύγκριση με τα έως τώρα πειράματα.

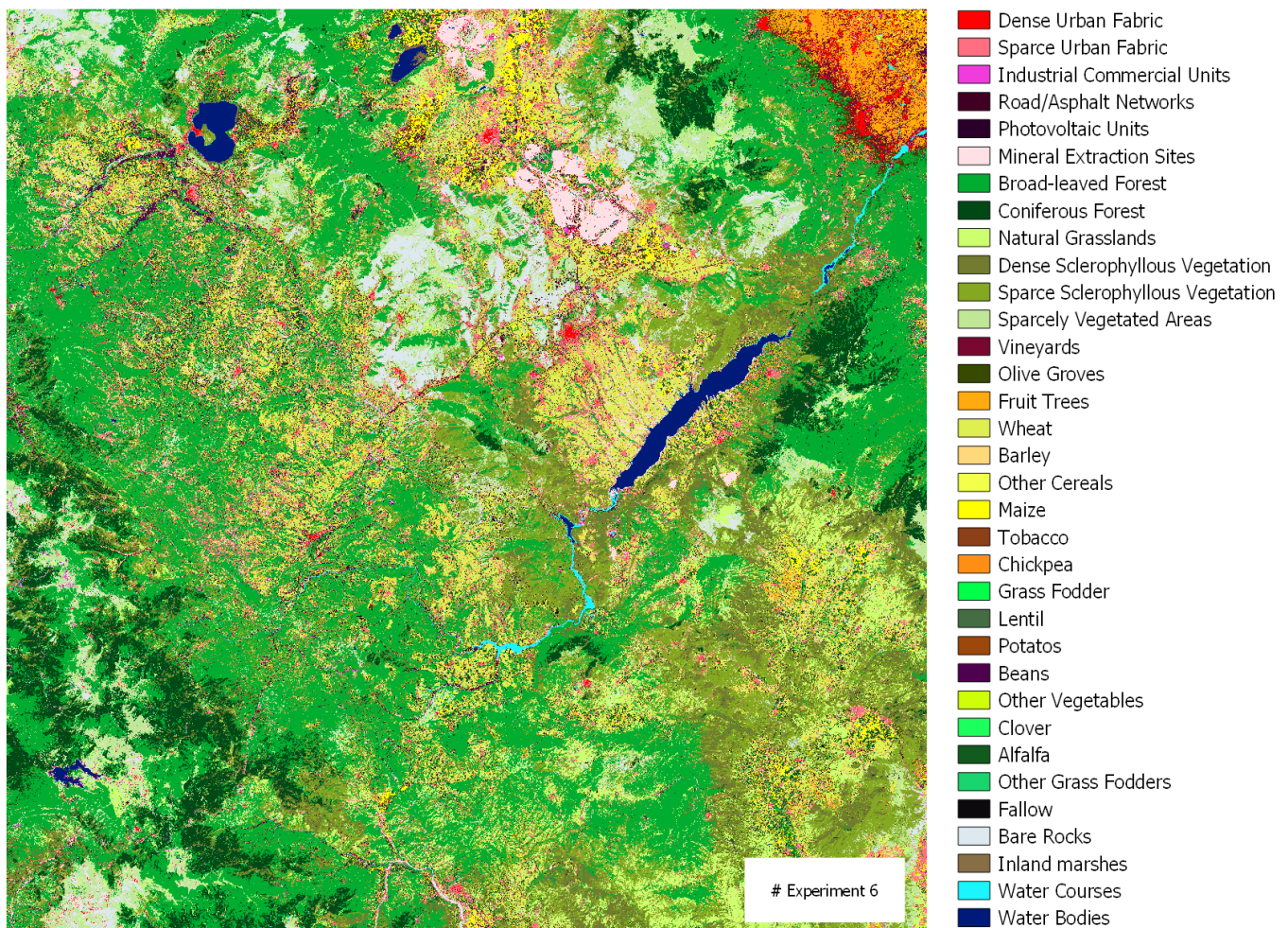
Οι κατηγορίες των καλλιεργειών (13 - 29)⁶, στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 62% - 99%, με χαμηλότερες τις κατηγορίες 22 και 34, καθώς όλες οι υπόλοιπες παρουσίασαν ακρίβεια πάνω από 76%. Οι κατηγορίες που αφορούν τα δάση (7-8), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 95% - 98%.

Οι κατηγορίες που αφορούν θαμνώδεις περιοχές και λιβάδια (22,27,28,29,30,31,32,33), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 97% - 99%. Οι κατηγορίες που αφορούν χέρσα τμήματα γης και παραλίες (30-31), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 98%-99%. Οι κατηγορίες που αφορούν ύδατα και υγροτόπους (32-33-34), στην ακρίβειά τους κυμάνθηκαν σε ποσοστά από 96% - 100%, με χαμηλότερη την κατηγορία 33.

Για τη λεπτομερέστερη παρατήρηση των αποτελεσμάτων οι κατηγορίες που συγχέονται μεταξύ βρίσκονται όπου παρατηρείται συσσώρευση των πορτοκαλί κελιών που βρίσκονται εκτός της διαγώνιου στον ακόλουθο πίνακα σύγχυσης (Πίνακας 13).

Το αποτέλεσμα της πρόβλεψης της ταξινόμησης παρουσιάζεται επίσης με έναν ταξινομημένο χάρτη (Σχήμα 13). Μελετώντας τον χάρτη του 6^{ου} πειράματος παρατηρείται σημαντική βελτίωση σε σύγκριση με όλα τα προηγούμενα πειράματα. Σε σχέση με όλα τα πειράματα που διενεργήθηκαν φαίνεται ότι ποιοτικά το 6^ο πείραμα έδωσε αξιόπιστο αποτέλεσμα και σε γενικές γραμμές παρόμοιο με αυτό του source domain. Τα λάθη ταξινόμησης που παρατηρήθηκαν στα προηγούμενα πειράματα έχουν σχεδόν εξαλειφθεί. Πιο συγκεκριμένα, ο ασυνεχής αστικός ιστός φαίνεται να μην συγχέεται σχεδόν καθόλου με τις καλλιέργειες και η φασματική σύγχυση μεταξύ των καλλιεργειών να έχει βελτιωθεί σημαντικά. Παρατηρείται, λοιπόν, ότι οι αστικές, οι δασικές περιοχές, τα νερά, αλλά και οι διάφορες καλλιέργειες διαχωρίζονται αξιόπιστα από τον ταξινομητή.

⁶ Εξαιρούνται οι κατηγορίες για τις οποίες δεν συλλέχθηκαν δεδομένα εκπαίδευσης.



Σχήμα 14. Ο παραγόμενος χάρτης από το 6^ο μοντέλο.

4.8. Συγκριτική Ποσοτική και Ποιοτική Αξιολόγηση

Στο υπόκεφάλαιο αυτό ακολουθεί λεπτομερής σύγκριση των αποτελεσμάτων σε ποσοτικό και ποιοτικό επίπεδο με παράθεση συγκριτικών πινάκων διαγραμμάτων και οπτικών παραδειγμάτων.

4.3.1. Συνολική ποσοτική αξιολόγηση πειραμάτων

Στον πρώτο πίνακα (Πίνακας 14) γίνεται η ποσοτική συγκριτική αξιολόγηση των πειραμάτων για τους δείκτες της μέσης ακρίβειας (precision), της μέσης ανάκλησης (recall) και του μέσου F1-score από όλες τις κατηγορίες. Αυτός ο πίνακας επιτρέπει να συγκριθεί άμεσα η επίδοση των πειραμάτων που υλοποιήθηκαν.

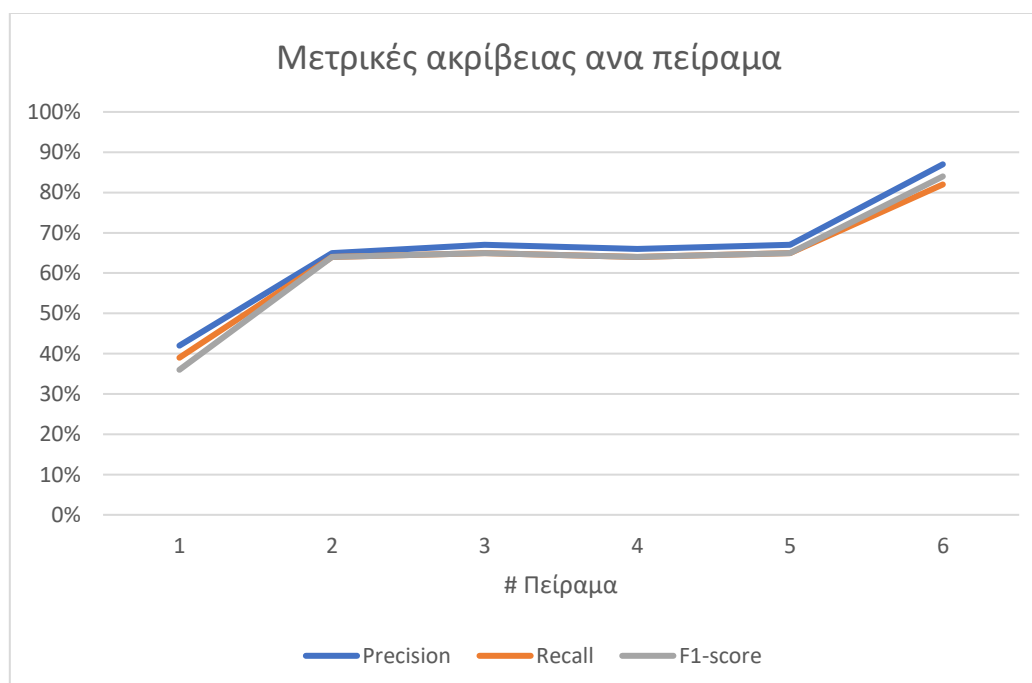
Από την σύγκριση των δύο πρώτων πειραμάτων είναι εμφανής η βελτίωση της μέσης ακρίβειας, της μέσης ανάκλησης και της μετρικής F στο δεύτερο πείραμα. Πιθανότατα, τα χαμηλά ποσοστά του πρώτου πειράματος οφείλονται στα διαφορετικά χρονικά μοτίβα που παρουσιάζουν οι δύο υπερκύβιοι εξαιτίας των κλιματικών συνθηκών, τις διαφορές στη φαινολογία των κλάσεων φυσικής βλάστησης, στον ετήσιο κύκλο των καλλιεργειών (πρώιμη ή όψιμη χρονιά), καθώς και στις διαφορές στα ποσοστά νεφοκάλυψης. Η σημαντική αυτή

διαφορά στην ακρίβεια του δεύτερου πειράματος (~25% σε όλες τις μετρικές ακρίβειας) οφείλεται στο γεγονός ότι στο δεύτερο πείραμα αξιοποιήθηκαν τα δεδομένα αναφοράς του 2016 αλλά εξάγοντας για αυτά τα χαρακτηριστικά του υπερκύβου του 2017.

Πίνακας 14. Συγκριτική ποσοτική αξιολόγηση όλων των πειραμάτων.

Πείραμα	Αλγόριθμος	Μέση Ακρίβεια (Precision)	Μέση Ανάκτηση (recall)	Μέση Μετρική F (F1-score)
#1	R.F.	42%	39%	36%
#2	R.F.	65%	64%	64%
#3	R.F.	67%	65%	65%
#4	R.F.	66%	64%	64%
#5	R.F.	67%	65%	65%
#6	R.F.	87%	82%	84%

Αντίστοιχα και στα πειράματα 3 έως 5 εμφανίζεται βελτίωση στην ίδια τάξη μεγέθους της μέσης ακρίβειας, της μέσης ανάκλησης και του μέσου F1-score σε σύγκριση με το πρώτο πείραμα (Σχήμα 15). Ωστόσο, τα ποσοστά μέχρι και το 5^ο πείραμα δεν μπορούν να θεωρηθούν αποδεκτά, αντιθέτως αντικατοπτρίζουν την αδυναμία των μοντέλων να γενικεύσουν το μοντέλο σε όλες τις κλάσεις προς ταξινόμηση. Στο έκτο και τελευταίο πείραμα παρατηρείται επίσης πως επιτυγχάνονται τα υψηλότερα ποσοστά στις μετρικές ακρίβειας συγκριτικά με όλα τα προηγούμενα πειράματα. Η διαφορά αυτή αποδίδεται στο γεγονός ότι σε αυτό το πείραμα αξιοποιήθηκε το 20% των δεδομένων αναφοράς του 2017 για τις αρόσιμες καλλιέργειες στην εκπαίδευση του μοντέλου.



Σχήμα 15. Η εξέλιξη των μετρικών ακριβείας (ΜΟ όλων των κλάσεων) στην πορεία των πειραμάτων.

4.3.2. Συνολική αξιολόγηση σε επίπεδο κατηγοριών

Η συνολική αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθοδολογίας ανέδειξε σε μεγάλο βαθμό το πρόβλημα της σύγχυσης ορισμένων κατηγοριών, όπως ο ασυνεχής αστικός ιστός με τις καλλιέργειες για τα αρχικά πειράματα. Συγκεκριμένα, παρατηρήθηκε στα πειράματα 1-5 αλλά σε διαφορετικό βαθμό, σε περιοχές που καλύπτονται από καλλιέργειες, να παρεμβάλλονται λανθασμένα εκτάσεις ασυνεχούς αστικού ιστού. Το πρόβλημα αυτό σχετίζεται κυρίως με τις φασματικές υπογραφές αυτών των κατηγοριών και πιο συγκεκριμένα με το γεγονός ότι ο ασυνεχής αστικός ιστός είναι μια κλάση που παρουσιάζει υψηλή διασπορά φασματικά καθώς μέσα στο ίδιο εικονοστοιχείο περιλαμβάνονται στοιχεία αδιαπέρατων επιφανειών αλλά και στοιχεία πρασίνου (γρασίδι, χόρτα κτλ).

Η ταξινόμηση των δασικών εκτάσεων σε πλατύφυλλα και κωνοφόρα από τα πρώτα πειράματα απέδωσε σχετικά ικανοποιητικά αποτελέσματα. Το γεγονός αυτό αποδίδεται και στην πυκνή χρονικά πληροφορία των διαχρονικών δεδομένων. Συγκεκριμένα, τα πλατύφυλλα δέντρα τους χειμερινούς μήνες αλλάζουν απόχρωση στα φύλλα τους και πολλά είδη αυτών ρίχνουν και τα φύλλα τους και έτσι είναι αρκετά εύκολο να εντοπιστούν σε σχέση με τα κωνοφόρα. Όσο αφορά την σκληροφυλλική βλάστηση, παρουσίασε υψηλές ακρίβειες σε όλα τα πειράματα πλην του πρώτου.

Οι κατηγορίες που αφορούν τα ύδατα, τους υγρότοπους και τις περιοχές χωρίς καθόλου βλάστηση παρουσίασαν σταθερά καλή συμπεριφορά ως προς την ταξινόμησή τους σε όλα τα πειράματα παρουσιάζοντας υψηλά ποσοστά ακρίβειας και αξιοπιστίας.

Όσον αφορά το διαχωρισμό των καλλιεργειών παρατηρήθηκε σχεδόν σε όλα τα πειράματα σύγχυση, σε μεγαλύτερο ή μικρότερο βαθμό, μεταξύ των διαφορετικών ειδών. Για παράδειγμα τα οπωροφόρα δέντρα (Φρουτόδεντρα) σε αυτήν την χωρική ανάλυση παρουσίασαν παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά με τους ελαιώνες.

Τα λάθη ταξινόμησης σε σχέση με τις καλλιέργειες σχετίζονται επίσης και με τις πρακτικές της κυκλικής καλλιέργειας μέσα στον ίδιο χρόνο και την αγρανάπαυση. Τέλος, τα διαφορετικά είδη π.χ. των ζωοτροφών, δεν χαρακτηρίζονται απαραίτητα από παρόμοιες φασματικές υπογραφές, και επίσης ο φαινολογικός τους κύκλος μπορεί να διαφέρει. Παρ' όλες τις δυσκολίες, οι καλλιέργειες αποδοθήκαν με ικανοποιητικά ποσοστά στην ποσοτική και ποιοτική αξιολόγηση του 6ου πειράματος.

Για την ιδιαίτερα απαιτητική διαδικασία διαχωρισμού μέσω ταξινόμησης των καλλιεργειών παρατίθεται επιπρόσθετη ανάλυση στο παρόν υποκεφάλαιο. Πιο συγκεκριμένα, στον πίνακα 15 παρουσιάζεται η εξέλιξη του F1-score ανά πείραμα για όλες τις κλάσεις των καλλιεργειών, που όπως διαπιστώθηκε και με την ανάλυση των πινάκων σύγχυσης της προηγούμενης παραγράφου, ήταν οι κατηγορίες που παρουσίασαν τα μεγαλύτερα προβλήματα στην ταξινόμηση τους. Από την παρατήρηση του πίνακα 15 προκύπτει ότι τα περισσότερα χαμηλά ποσοστά συγκεντρώνονται στο 1^ο πείραμα και τα περισσότερα υψηλά στο 6^ο πείραμα. Επίσης, οι τρεις πρώτες κατηγορίες του πίνακα που αφορούν μόνιμες καλλιέργειες, που συνήθως δεν αλλάζουν από χρόνο σε χρόνο, δηλαδή τα 'Αμπέλια', τα 'Ελαιόδεντρα' και τα 'Φρουτόδεντρα' παρουσιάζουν πολύ υψηλά ποσοστά στα πειράματα 2-6, ενώ η κατηγορία 'Καλαμπόκι' είναι η μόνη κατηγορία που παρουσιάζει σχετικά υψηλά ποσοστά F1-score σε

όλα τα πειράματα. Η κατηγορία ‘Καπνός’ είναι η μόνη κατηγορία που παρουσιάζει το χαμηλότερο ποσοστό της στο 2^ο πείραμα και όχι στο 1^ο όπως όλες οι υπόλοιπες. Οι κατηγορίες ‘Φασόλια’, ‘Λοιπά Λαχανικά’ και ‘Τριφύλλι’ παρουσιάζουν στον πίνακα μηδενικά ποσοστά F1-score σε όλα τα πειράματα γιατί για αυτές τις κατηγορίες δεν υπήρχαν δεδομένα ελέγχου για το 2017 και κατά επέκταση δεν ήταν εφικτό να αξιολογηθεί η απόδοσή τους.

Πίνακας 15. Σύγκριση της μετρικής F1-score για τις αρόσμιες καλλιέργειες σε όλα τα πειράματα.

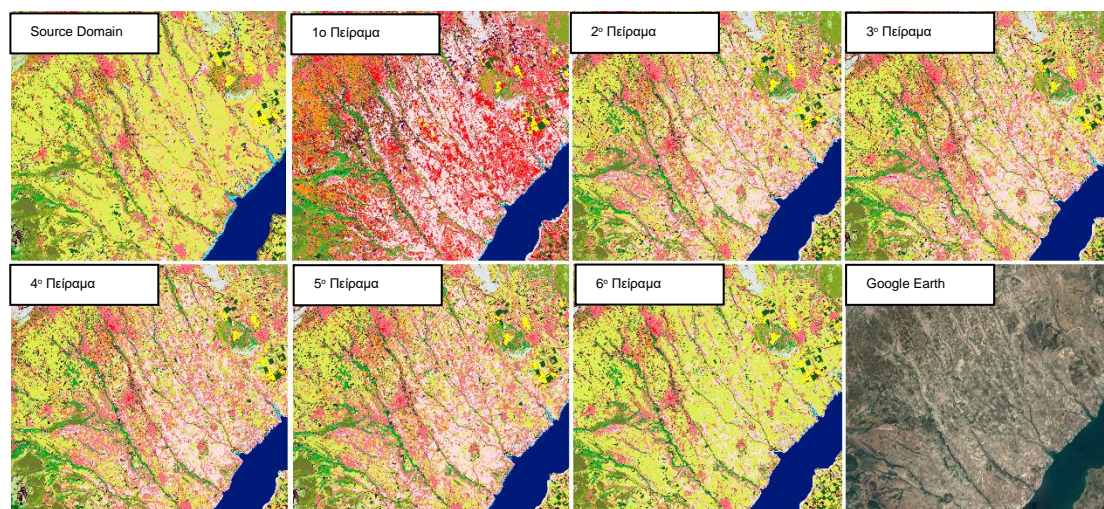
Όνομα Κλάσης	Μοντέλο 2016	1ο Πείραμα	2ο Πείραμα	3ο Πείραμα	4ο Πείραμα	5ο Πείραμα	6ο Πείραμα
ΑΜΠΕΛΩΝΕΣ	95%	5%	96%	96%	96%	97%	97%
ΕΛΑΙΩΝΕΣ	96%	1%	96%	98%	96%	98%	98%
ΦΡΟΥΤΟΔΕΝΤΡΑ	95%	27%	97%	99%	97%	98%	97%
ΣΙΤΑΡΙ	96%	0%	53%	52%	54%	52%	89%
ΚΡΙΘΑΡΙ	96%	0%	4%	2%	3%	2%	84%
ΛΟΙΠΑ ΔΗΜΗΤΡΙΑΚΑ	97%	0%	0%	0%	0%	0%	78%
ΚΑΛΑΜΠΟΚΙ	98%	76%	91%	93%	94%	93%	99%
ΚΑΠΝΟΣ	96%	33%	3%	6%	9%	11%	93%
ΡΕΒΙΘΙ	97%	6%	0%	0%	0%	0%	82%
ΦΑΚΗ	98%	0%	0%	0%	0%	0%	54%
ΠΑΤΑΤΑ	99%	15%	23%	31%	30%	32%	95%
ΦΑΣΟΛΙΑ	97%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
ΛΟΙΠΑ ΛΑΧΑΝΙΚΑ	88%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
ΤΡΙΦΥΛΛΙ	95%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
ΜΗΔΙΚΗ	97%	5%	66%	65%	68%	67%	87%
ΛΟΙΠΕΣ ΖΩΟΤΡΟΦΕΣ	94%	0%	0%	0%	0%	0%	89%
ΑΓΡΑΝΑΠΑΥΣΗ	91%	1%	9%	7%	8%	9%	52%

Αναλυτικά, για τις τρεις πρώτες κατηγορίες του Πίνακα 15 ‘Αμπελώνες’, ‘Ελαιώνες’ και ‘Φρουτόδεντρα’ τα ποσοστά F1-score κυμάνθηκαν από 95% - 99% για την ταξινόμηση του 2016 και για τα πειράματα 2-6, ενώ για το πείραμα 1 παρουσίασαν ποσοστά 1%, 5% και 27% αντίστοιχα. Οι κλάσεις ‘Σιτάρι’ και ‘Μηδική’ παρουσίασαν πολύ υψηλά ποσοστά για την ταξινόμηση του 2016 και για το πείραμα 6, 96% και 84%-89% αντίστοιχα. Για τα πειράματα 2-5 οι ίδιες κλάσεις παρουσίασαν ποσοστά που κυμάνθηκαν από 52%-68% ενώ στο 1^ο πείραμα ο αλγόριθμος απέτυχε τελείως να εντοπίσει την κατηγορία ‘Σιτάρι’ και για την κατηγορία ‘Μηδική’ παρουσίασε F1-score ίσο με 5%. Οι κατηγορίες ‘Κριθάρι’ και ‘Καπνός’ παρουσίασαν παρόμοια συμπεριφοράς μεταξύ τους. Για την ταξινόμηση του 2016 παρουσίασαν 96% ακρίβεια, για το 6^ο πείραμα 84% και 93% αντίστοιχα, ενώ για τα πειράματα 2-5 ποσοστά που κυμάνθηκαν από 2%-11%. Στο 1^ο πείραμα ο αλγόριθμος απέτυχε τελείως να εντοπίσει την κατηγορία ‘Κριθάρι’ και για την κατηγορία ‘Καπνός’ παρουσίασε F1-score ίσο με 33%. Επίσης, από τον Πίνακα 15 παρατηρείται ότι οι κατηγορίες ‘Λοιπά Δημητριακά’, ‘Φακή’, ‘Ρεβίθι’ και ‘Λοιπές Ζωοτροφές’ είναι οι μόνες κατηγορίες που ο αλγόριθμος απέτυχε τελείως να εντοπίσει στα πειράματα 2 έως 5, ενώ οι κατηγορίες ‘Σιτάρι’, ‘Κριθάρι’, ‘Λοιπά Δημητριακά’, ‘Φακή’, και ‘Λοιπές Ζωοτροφές’ είναι οι μόνες κατηγορίες που ο αλγόριθμος απέτυχε τελείως να εντοπίσει στο 1^ο πείραμα. Συγκεκριμένα, παρατηρήθηκε στα πρώτα πειράματα, αλλά σε διαφορετικό βαθμό, σε περιοχές που καλύπτονται από καλλιέργειες, να παρεμβάλλονται λανθασμένα εκτάσεις ασυνεχούς αστικού ιστού και χώρων εξορύξεως ορυκτών. Επίσης, αυτές οι κατηγορίες παρουσιάζουν σημαντική σύγχυση με κατηγορίες καλλιεργειών και πιο συγκεκριμένα με τις κατηγορίες σιτάρι και φασόλια. Όσον αφορά, τα ποσοστά F1-score του 6^{ου} πειράματος οι κατηγορίες ‘Φακή’ και ‘Αγροανάπαυση’ είναι οι κατηγορίες με τα χαμηλότερα ποσοστά, 54% και 52% αντίστοιχα. Τέλος, όπως αναφέρθηκε και παραπάνω η κατηγορία ‘Καλαμπόκι’ είναι η μόνη που παρουσίασε υψηλά ποσοστά σε όλα τα πειράματα αλλά και στην ταξινόμηση του 2016. Πιο συγκεκριμένα, το

2016 παρουσίασε 98% και στα πειράματα 1-6 ποσοστά που κυμάνθηκαν από 76% - 99%. Η κατηγορία αυτή είχε σημαντικά περισσότερα δεδομένα αναφοράς σε σύγκριση με τις περισσότερες κατηγορίες καλλιεργειών, γεγονός που ίσως ευνόησε την πρόβλεψή της από τον αλγόριθμο ταξινόμησης.

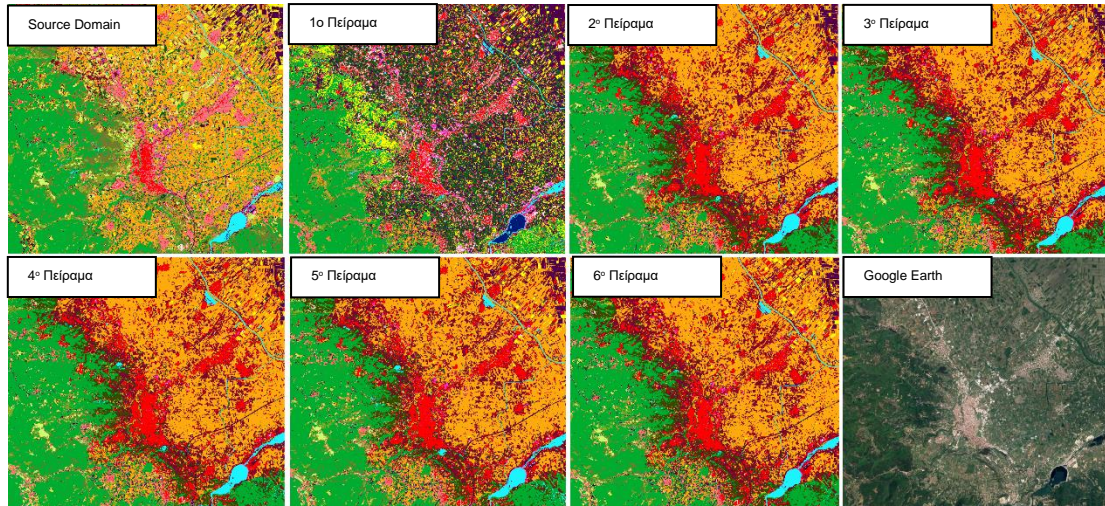
4.3.3. Παραδείγματα βελτίωσης της χαρτογράφησης στην πειραματική εφαρμογή

Σε αυτή την ενότητα, παρουσιάζονται ορισμένα οπτικά παραδείγματα για να γίνει κατανοητή η εξέλιξη στην απόδοση της χαρτογράφησης με τη σταδιακή εφαρμογή των διαφορετικών πειραμάτων. Πιο συγκεκριμένα στα σχήματα 16-17, παρουσιάζονται οι χάρτες για περιπτώσεις κλάσεων σε όλα τα πειράματα της μεθοδολογίας, καθώς και στο Source Domain και στο Google Earth.



Σχήμα 16. Το παράδειγμα δείχνει την βελτίωση της σύγχυσης από την ταξινόμηση του Ασυνεχούς αστικού ιστού με τις κλάσεις των καλλιεργειών.

Στο Σχήμα 16 απεικονίζεται ένα μικρό τμήμα της περιοχής μελέτης βόρεια της λίμνης Πολυφύτου. Επιλέχθηκε το συγκεκριμένο τμήμα καθώς απεικονίζει χαρακτηριστικά τη βελτίωση της σύγχυσης της ταξινόμησης όπως παρατηρήθηκε εντονότερα στο 1^ο Πείραμα, του Ασυνεχούς αστικού ιστού (ροζ) με τις κλάσεις των καλλιεργειών (κίτρινες αποχρώσεις). Όπως είχε διαπιστωθεί και από τους πίνακες σύγχυσης, οι λανθασμένες ταξινομήσεις μειώθηκαν με την πάροδο των πειραμάτων που εφαρμόστηκαν, με αποτέλεσμα και το εικονιστικό αποτέλεσμα να παρουσιάζεται βελτιωμένο κλιμακωτά από το πρώτο μέχρι το έκτο πείραμα και πιο κοντά στο Source Domain αλλά και στην πραγματικότητα.



Σχήμα 17. Το παράδειγμα δείχνει τη μερική βελτίωση της σύγχυσης των Φρουτόδεντρων με τις κλάσεις των καλλιεργειών.

Στο Σχήμα 17 απεικονίζεται ένα μικρό τμήμα της περιοχής μελέτης κοντά στο αστικό κέντρο της Βέροιας. Επιλέχθηκε το συγκεκριμένο τμήμα καθώς απεικονίζει διαδοχικά τη βελτίωση της σύγχυσης των Φρουτόδεντρων με τις κλάσεις των αρόσιμων καλλιεργειών. Πιο συγκεκριμένα στο 1^ο πείραμα διαπιστώνεται εκτενής μίξη των Φρουτόδεντρων με τις κατηγορίες 'Καπνός' (με χρώμα σκούρο καφέ), 'Φασόλια' (με χρώμα σκούρο μωβ), 'Μηδική' (με χρώμα σκούρο πράσινο) και 'Καλαμπόκι' (με χρώμα ανοιχτό κίτρινο). Στη συγκεκριμένη περίπτωση παρατηρείται σταδιακή βελτίωση με την πορεία των πειραμάτων από το 1^ο στο 6^ο αλλά είναι σημαντικό να τονιστεί ότι ακόμα και με την 6^η μέθοδο το εικονιστικό αποτέλεσμα δεν θεωρείται επιτυχημένο καθώς δεν απέδωσε με την ίδια λεπτομέρεια όπως το Source Domain τον χάρτη.

5. Συμπεράσματα και Προοπτικές

Στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία, επιχειρήθηκε η παραγωγή χάρτη καλύψεων γης σε ένα tile του δορυφόρου Sentinel-2, με χρήση πολυφασματικών διαχρονικών δεδομένων 11 ημερομηνιών για το έτος 2017, αξιοποιώντας δεδομένα αναφοράς του προηγούμενου έτους.

Η ταξινόμηση βασίστηκε σε πολυφασματικά χαρακτηριστικά και πιο συγκεκριμένα στα 5 πολυφασματικά κανάλια (Blue, Green, Red, NIR, SWIR) και σε 5 δείκτες (NDVI, MSAVI, NDWI, NDBI, MNDWI). Η ταξινόμηση υλοποιήθηκε με χρήση του αλγορίθμου Random Forest. Η πειραματική εφαρμογή της μεθοδολογίας απαρτίστηκε από 6 πειράματα ταξινόμησης. Η εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας και η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, ιδιαίτερα για το τελικό πείραμα ανέδειξε ότι η παραλλακτικότητα μεταξύ των εικονιστικών δεδομένων των 2 ετών, μπορεί να ενσωματωθεί στο σύστημα ταξινόμησης με χρήση λίγων μόνο νέων δεδομένων αναφοράς και έτσι να παραχθούν αξιόπιστοι χάρτες υψηλής ακρίβειας.

Η υψηλή ακρίβεια στο source domain κρίνεται ιδιαίτερα σημαντική διότι δίνει την αισιοδοξία ότι η γνώση μεταφέρεται δίχως συστηματικά λάθη ταξινόμησης. Στα πειράματα 2-5 οι μέσες μετρικές ακρίβειας ήταν σημαντικά υψηλότερες από το 1^ο πείραμα το οποίο παρουσίασε ιδιαίτερα χαμηλά ποσοστά. Στα πέντε πρώτα πειράματα αναδείχθηκε ότι οι χρονοσειρές εικόνων δύο διαφορετικών ετών μπορεί να έχουν διαφορετικά χρονικά μοτίβα με αποτέλεσμα η ταξινόμηση με εκπαίδευση σε δεδομένα αναφοράς προηγούμενων ετών να μην είναι αξιόπιστη. Στο 6^ο και τελευταίο πείραμα, παρατηρήθηκε μείωση της απόκλισης της κατανομής μεταξύ των δεδομένων εκπαίδευσης του 2016 και των φασματικών χαρακτηριστικών του 2017 με αποτέλεσμα να βελτιωθούν οι μετρικές ακρίβειας κατά 10%. Η χρήση έστω και ενός μικρού ποσοστού δεδομένων αναφοράς ήταν ιδιαίτερα κρίσιμη και συνέβαλλε σε μεγάλο βαθμό στα υψηλά ποσοστά ακρίβειας του 6^{ου} και τελευταίου πειράματος.

Σχετικά με τις κλάσεις και την ατομική ακρίβεια και ανάκληση της κάθε μίας, διαπιστώνεται ότι οι κλάσεις που αναγνωρίζονται με μεγαλύτερη ευκολία κι επιτυχία από τον ταξινομητή είναι εκείνες που επηρεάζονται λιγότερο από την εποχικότητα και την εναλλαγή της φαινολογίας (π.χ αστικός ιστός, υδάτινες επιφάνειες) ενώ δυσκολίες παρουσιάζονται στην αναγνώριση κλάσεων που είναι δυναμικές χρονικά και παρουσιάζουν υψηλή παραλλακτικότητα (π.χ. αρόσιμες καλλιέργειες). Αυτό το μοτίβο παρατηρείται σχεδόν σε όλα τα πειράματα, με μόνη εξαίρεση το πρώτο πείραμα, το οποίο έκανε χρήση του μοντέλου που εκπαιδεύτηκε με τον κύβο του 2016 για την πρόβλεψη στον κύβο του 2017, όπου ο ταξινομητής παρουσίασε χαμηλές μετρικές ακρίβειας σε όλες τις κλάσεις.

Συμπερασματικά, διαπιστώθηκε ότι:

- Οι χρονοσειρές εικόνων δύο διαφορετικών ετών μπορεί να έχουν διαφορετικά χρονικά μοτίβα, διαφορές στην εποχικότητα και την φαινολογία των κατηγοριών βλάστησης κι καλλιεργειών με αποτέλεσμα να παρουσιάζεται παραλλακτικότητα που επηρεάζει το αποτέλεσμα της ταξινόμησης
- Η προτεινόμενη μεθοδολογία του 6ου πειράματος: παρουσίασε υψηλά ποσοστά ακρίβειας χρησιμοποιώντας ένα μικρό ποσοστό από δείγματα αναφοράς από την

εικόνα του 2017 για τις κλάσεις που παρουσιάζουν την μεγαλύτερη παραλλακτικότητα

- Η προτεινόμενη μεθοδολογία για να μπορέσει να προσεγγίσει ακρίβειες παρόμοιες με αυτές των παραδοσιακών μεθόδων χρειάζεται τουλάχιστον μικρό ποσοστό δεδομένων αναφοράς από τη χρονιά προς ταξινόμηση, κυρίως για τις κλάσεις με μεγάλη διαχρονική μεταβλητότητα.

Προτάσεις για περαιτέρω ανάπτυξη της προσπάθειας ταξινόμησης δορυφορικών εικόνων χρησιμοποιώντας δεδομένα αναφοράς προηγούμενων ετών περιλαμβάνουν τον εντοπισμό και την εξάλειψη της παραλλακτικότητας λόγω των διαφορετικών συνθηκών μεταξύ των διαφορετικών ημερομηνιών και την εφαρμογή αρχιτεκτονικών βαθιάς μάθησης. Πιο συγκεκριμένα, προτείνεται μια μεθοδολογία επανεκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη του μοντέλου που παρουσιάστηκε στο 4^ο πείραμα αυτής της μελέτης. Η προτεινόμενη τεχνική επιτρέπει στις παραμέτρους του ταξινομητή, που λαμβάνονται με επιβλεπόμενη μάθηση σε μια συγκεκριμένη εικόνα, να ενημερώνονται με μια μη επιβλεπόμενη μεθοδολογία με βάση τη κατανομή μιας νέας εικόνας που πρέπει να ταξινομηθεί. Με αυτό τον τρόπο γίνεται εντοπισμός και εξάλειψη της παραλλακτικότητας λόγω των διαφορετικών συνθηκών μεταξύ των διαφορετικών ημερομηνιών και παράλληλα δημιουργείται ένα σύστημα το οποίο είναι εξολοκλήρου αυτόματο και δεν απαιτεί καθόλου την διεπαφή του χρήστη.

Μια ακόμη πρόταση είναι η εφαρμογή μεταφοράς μάθησης με αρχιτεκτονική βαθιάς μάθησης. Στη βαθιά μάθηση η μεταφορά μάθησης ορίζεται λίγο διαφορετικά σε σχέση με τις τεχνικές που εφαρμόστηκαν σε αυτή την εργασία. Η μεταφοράς μάθησης εκφράζεται συνήθως με τη χρήση προ-εκπαιδευμένων μοντέλων. Ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο είναι ένα μοντέλο που εκπαιδεύτηκε σε ένα μεγάλο σύνολο δεδομένων αναφοράς για να λύσει ένα πρόβλημα παρόμοιο με αυτό που θέλουμε να λύσουμε. Συνεπώς, λόγω του υπολογιστικού κόστους εκπαίδευσης τέτοιων μοντέλων, είναι συνηθισμένη η εισαγωγή και χρήση μοντέλων από τη δημοσιευμένη βιβλιογραφία (π.χ. VGG, Inception, MobileNet). Στη συνέχεια, χρησιμοποιούνται λίγα δεδομένα αναφοράς από το πεδίο προς ταξινόμηση για να εκπαιδεύσουν τα τελευταία μόνο επίπεδα του προ-εκπαιδευμένου μοντέλου.

Τέλος, προτείνεται η εφαρμογή αρχιτεκτονικής βαθιάς μάθησης σε συνδυασμό με Autoencoders. Παρόμοια με την προηγούμενη πρόταση θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ένα προ-εκπαιδευμένο μοντέλο αλλά αυτή τη φορά, την φασματική κατανομή του τομέα προς ταξινόμηση για την εκπαίδευση των τελευταίων επιπέδων του μοντέλου θα την ορίσουν τα Autoencoders. Ένα autoencoder νευρωνικό δίκτυο είναι ένας αλγόριθμος μάθησης μη επιβλεπόμενος ο οποίος εφαρμόζει τον επαναπροσανατολισμό (backpropagation), ορίζοντας τις τιμές-στόχους να είναι ίσες με τις τιμές εισόδου. Με αυτόν τον τρόπο δημιουργείται ένα end to end σύστημα που δεν εξαρτάται καθόλου από την διεπαφή του χρήστη.

Βιβλιογραφία

1. Zhao, Y.; Gong, P.; Yu, L.; Hu, L.; Li, X.; Li, C.; Zhang, H.; Zheng, Y.; Wang, J.; Zhao, Y.; Cheng, Q.; Liu, C.; Liu, S.; Wang, X. Towards a common validation sample set for global land-cover mapping. *Int. J. Remote Sens.* **2014**, *35*, 4795–4814, doi:10.1080/01431161.2014.930202.
2. Weng, Q. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. *Remote Sens. Environ.* **2012**, *117*, 34–49, doi:10.1016/J.RSE.2011.02.030.
3. Jansen, L.J.M.; Gregorio, A. Di Parametric land cover and land-use classifications as tools for environmental change detection. *Agric. Ecosyst. Environ.* **2002**, *91*, 89–100, doi:10.1016/S0167-8809(01)00243-2.
4. Robinove, C.J. The logic of multispectral classification and mapping of land. *Remote Sens. Environ.* **1981**, *11*, 231–244, doi:10.1016/0034-4257(81)90022-5.
5. Le Hegarat-Masclé, S.; Bloch, I.; Vidal-Madjar, D. Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **1997**, *35*, 1018–1031, doi:10.1109/36.602544.
6. Bennett, K.P.; Demiriz, A. *Semi-Supervised Support Vector Machines*; 1999;
7. Chapelle, O.; Weston, J.; Scholkopf, B. *Cluster Kernels for Semi-Supervised Learning*; 2001;
8. Dai, W.; Yang, Q.; Xue, G.-R.; Yu, Y. Boosting for transfer learning. In *Proceedings of the 24th international conference on Machine learning - ICML '07*; ACM Press: New York, New York, USA, 2007; pp. 193–200.
9. Pan, S.J.; Yang, Q. A Survey on Transfer Learning. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.* **2010**, *22*, 1345–1359, doi:10.1109/TKDE.2009.191.
10. Αργιαλάς Φωτοερμηνεία- Τηλεπισκόπηση; Ε.Μ.Π: Αθήνα, 1999;
11. Doyle F. J. *Thirty Years of Mapping From Space*; International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 19916;
12. Ρόκος Φωτοερμηνεία-Τηλεπισκόπηση; Ε.Μ.Π: Αθήνα, 1979;
13. Περάκης Κ., Φαρασλής Ι., Μ.Α. *Η Τηλεπισκόπηση σε 13 ενότητες*; Ε.Μ.Π: Αθήνα, 2015;
14. Rouse, J.W.. J.; Haas, R.H.; Schell, J.A.; Deering, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. **1974**.
15. Gao, B. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens. Environ.* **1996**, *58*, 257–266, doi:10.1016/S0034-4257(96)00067-3.
16. Zha, Y.; Gao, J.; Ni, S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *Int. J. Remote Sens.* **2003**, *24*, 583–594,

- doi:10.1080/01431160304987.
17. Qi, J.; Chehbouni, A.; Huete, A.R.; Kerr, Y.H.; Sorooshian, S. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sens. Environ.* **1994**, *48*, 119–126, doi:10.1016/0034-4257(94)90134-1.
 18. EEA CORINE land cover - contents. *CORINE L. Cover* **1990**, 1–163.
 19. Baatz, M.; Schäpe, A. *Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation*; 2000;
 20. Robert Gilmore Pontius Quantification Error versus Location Error in Comparison of Categorical Maps | Request PDF. *Photogrammetric Eng. Remote Sens.* **2000**, *66*, 1011–1016.
 21. Robert Gilmore Pontius Jr and Christopher D Lippitt Can Error Explain Map Differences Over Time? *Cartogr. Geogr. Inf. Sci.* **2006**, *33*, 159–171.
 22. Olofsson, P.; Foody, G.M.; Herold, M.; Stehman, S. V; Woodcock, C.E.; Wulder, M.A. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. **2014**, doi:10.1016/j.rse.2014.02.015.
 23. Mountrakis, G.; Im, J.; Ogole, C. Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2011**, *66*, 247–259, doi:10.1016/J.ISPRSJPRS.2010.11.001.
 24. Τσακίρη Πανεπιστημιακές παραδόσεις για το μάθημα της Τηλεπισκόπησης του τομέα Κτηματολογίου, Φωτογραμμετρίας και Χαρτογραφίας, του τμήματος Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών του ΑΠΘ. *Τμήμα εκδόσεων ΑΠΘ* **2014**.
 25. kumar, Y.; Sahoo, G. Analysis of Parametric & Non Parametric Classifiers for Classification Technique using WEKA. *Int. J. Inf. Technol. Comput. Sci.* **2012**, *4*, 43–49, doi:10.5815/ijitcs.2012.07.06.
 26. Mas, J.F.; Flores, J.J. The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. *Int. J. Remote Sens.* **2008**, *29*, 617–663, doi:10.1080/01431160701352154.
 27. Vapnik, V.N. *The Nature of Statistical Learning Theory*; Springer New York, 1995; ISBN 9781475724400.
 28. Vapnik, V.N. *An Overview of Statistical Learning Theory*; 1999; Vol. 10;.
 29. Rokach, L. Ensemble-based classifiers. *Artif. Intell. Rev.* **2010**, *33*, 1–39, doi:10.1007/s10462-009-9124-7.
 30. Jakob Briem, G.; Member, A.; Atli Benediktsson, J.; Member, S.; Sveinsson, J.R. Multiple Classifiers Applied to Multisource Remote Sensing Data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2002**, *40*, doi:10.1109/TGRS.2002.802476.
 31. Miao, X.; Heaton, J.S.; Zheng, S.; Charlet, D.A.; Liu, H. Applying tree-based ensemble algorithms to the classification of ecological zones using multi-temporal multi-source remote-sensing data. *Int. J. Remote Sens.* **2012**, *33*, 1823–1849, doi:10.1080/01431161.2011.602651.

32. Belgiu, M.; Drăguț, L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2016**, *114*, 24–31, doi:10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011.
33. Criminisi, A.; Konukoglu, E.; Shotton, J. *Decision Forests for Classification, Regression, Density Estimation, Manifold Learning and Semi-Supervised Learning* 2011.
34. Hastie, T.; Tibshirani, R.; Friedman, J. *The Elements of Statistical Learning*; Springer Series in Statistics; Springer New York: New York, NY, 2009; ISBN 978-0-387-84857-0.
35. Ghosh, A.; Joshi, P.K. A comparison of selected classification algorithms for mapping bamboo patches in lower Gangetic plains using very high resolution WorldView 2 imagery. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2014**, *26*, 298–311, doi:10.1016/j.jag.2013.08.011.
36. Kulkarni, V.Y.; Sinha, P.K. Pruning of Random Forest classifiers: A survey and future directions. In *2012 International Conference on Data Science & Engineering (ICDSE)*; IEEE, 2012; pp. 64–68.
37. Yuan, B.; Liu, W. Measure oriented training: a targeted approach to imbalanced classification problems. *Front. Comput. Sci.* **2012**, *6*, 489–497, doi:10.1007/s11704-012-2943-8.
38. Yap, B.W., Rani, K.A., Rahman, H.A.A., Fong, S., Khairudin, Z., Abdullah, N.N. An Application of Oversampling, Undersampling, Bagging and Boosting in Handling Imbalanced Datasets. In *International conference; 1st, Proceedings of the first international conference on advanced data and information engineering (DaEng-2013); 2013; Kuala Lumpur*; Springer: Singapore, 2014; pp. 13–22.
39. Rodriguez-Galiano, V.F.; Ghimire, B.; Rogan, J.; Chica-Olmo, M.; Rigol-Sanchez, J.P. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2012**, *67*, 93–104, doi:10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002.
40. Adam, E.; Mutanga, O.; Odindi, J.; Abdel-Rahman, E.M. Land-use/cover classification in a heterogeneous coastal landscape using RapidEye imagery: evaluating the performance of random forest and support vector machines classifiers. *Int. J. Remote Sens.* **2014**, *35*, 3440–3458, doi:10.1080/01431161.2014.903435.
41. Karakizi, C.; Karantzalos, K.; Vakalopoulou, M.; Antoniou, G. Detailed land cover mapping from multitemporal Landsat-8 data of different cloud cover. *Remote Sens.* **2018**, *10*, 1–27, doi:10.3390/rs10081214.
42. Tuia, D.; Persello, C.; Bruzzone, L. Domain Adaptation for the Classification of Remote Sensing Data: An Overview of Recent Advances. *IEEE Geosci. Remote Sens. Mag.* **2016**, *4*, 41–57, doi:10.1109/MGRS.2016.2548504.
43. Bruzzone, L.; Persello, C. A Novel Approach to the Selection of Spatially Invariant Features for the Classification of Hyperspectral Images With Improved

- Generalization Capability. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2009**, *47*, 3180–3191, doi:10.1109/TGRS.2009.2019636.
44. Persello, C.; Bruzzone, L. Kernel-Based Domain-Invariant Feature Selection in Hyperspectral Images for Transfer Learning. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2016**, *54*, 2615–2626, doi:10.1109/TGRS.2015.2503885.
 45. Matasci, G.; Volpi, M.; Kanevski, M.; Bruzzone, L.; Tuia, D. Semisupervised Transfer Component Analysis for Domain Adaptation in Remote Sensing Image Classification. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2015**, *53*, 3550–3564, doi:10.1109/TGRS.2014.2377785.
 46. Bailly, A.; Chapel, L.; Tavenard, R.; Camps-Valls, G. Nonlinear Time-Series Adaptation for Land Cover Classification Nonlinear Time Series Adaptation for Land Cover Classification., doi:10.1109/LGRS.2017.2686639.
 47. Inamdar, S.; Bovolo, F.; Bruzzone, L.; Member, S.; Chaudhuri, S. Multidimensional Probability Density Function Matching for Preprocessing of Multitemporal Remote Sensing Images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2008**, *46*, 1243, doi:10.1109/TGRS.2007.912445.
 48. Petitjean, F.; Inglada, J.; Gancarski, P. Satellite Image Time Series Analysis Under Time Warping. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **2012**, *50*, 3081–3095, doi:10.1109/TGRS.2011.2179050.
 49. Bruzzone, L.; Prieto, D.F. *Unsupervised Retraining of a Maximum Likelihood Classifier for the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images*; 2001; Vol. 39;.
 50. Tardy, B.; Inglada, J.; Michel, J.; Tardy, B.; Inglada, J.; Michel, J. Fusion Approaches for Land Cover Map Production Using High Resolution Image Time Series without Reference Data of the Corresponding Period. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 1151, doi:10.3390/rs9111151.
 51. Pelletier, C.; Valero, S.; Inglada, J.; Champion, N.; Dedieu, G. Assessing the robustness of Random Forests to map land cover with high resolution satellite image time series over large areas. *Remote Sens. Environ.* **2016**, *187*, 156–168, doi:10.1016/j.rse.2016.10.010.
 52. Inglada, J.; Vincent, A.; Arias, M.; Tardy, B.; Morin, D.; Rodes, I.; Inglada, J.; Vincent, A.; Arias, M.; Tardy, B.; Morin, D.; Rodes, I. Operational High Resolution Land Cover Map Production at the Country Scale Using Satellite Image Time Series. *Remote Sens.* **2017**, *9*, 95, doi:10.3390/rs9010095.

Πίνακας Πινάκων

Πίνακας 1: Τα Κανάλια του Sentinel-2 με τα χαρακτηριστικά τους.	16
Πίνακας 2: Ελληνική ονοματολογία CORINE LAND COVER.	18
Πίνακας 3. Μέση ακρίβεια (και τυπική απόκλιση) στη προτεινόμενη μέθοδο και σε state-of-the-art μεθόδους. Πηγή: Persello et al. 2016.....	34
Πίνακας 4. Ακρίβεια της προτεινόμενης μεθόδου και σύγκριση αυτής με τις ακρίβειες της παραδοσιακής επιβλεπόμενης ταξινόμησης για την ίδια περιοχή μελέτης. Πηγή: Bruzzone et al. 2001.	36
Πίνακας 5. Ονοματολογία κατηγοριών ταξινόμησης	42
Πίνακας 6. Τα χαρακτηριστικά των πειραμάτων που υλοποιήθηκαν.	46
Πίνακας 7. Ο πίνακας σύγχυσης για το 2016.	51
Πίνακας 8. Πίνακας σύγχυσης για το 1 ^ο μοντέλο.....	53
Πίνακας 9. Ο πίνακας σύγχυσης για το 2 ^ο μοντέλο.	55
Πίνακας 10. Ο πίνακας σύγχυσης για το 3 ^ο μοντέλο.	57
Πίνακας 11. Ο πίνακας σύγχυσης για το 4 ^ο μοντέλο.	59
Πίνακας 12. Ο πίνακας σύγχυσης για το 5 ^ο μοντέλο.	61
Πίνακας 13. Ο πίνακας σύγχυσης για το 6 ^ο μοντέλο.	64
Πίνακας 14. Συγκριτική Ποσοτική αξιολόγηση όλων των πειραμάτων.	66
Πίνακας 15. Σύγκριση της μετρικής F1-score για τις αρόσιμες καλλιέργειες σε όλα τα πειράματα.	68

Πίνακας Σχημάτων

Σχήμα 1. Παράδειγμα ταξινόμησης με τον αλγόριθμο Τυχαίων Δασών.....	28
Σχήμα 2. Διάγραμμα της προτεινόμενης μεθόδου εξαγωγής χαρακτηριστικών. Πηγή: Matasci et al. 2015.....	35
Σχήμα 3. Συνολική ακρίβεια κάθε μεθόδου για διαφορετικούς αριθμούς χρονοσειρών διαθέσιμων στο ιστορικό. Πηγή: Tardy et al. 2017	36
Σχήμα 4. Ενδεικτική απεικόνιση τμήματος της περιοχής μελέτης πριν (πάνω) και μετά την ατμοσφαιρική διόρθωση (κάτω).....	40
Σχήμα 5. Το πλήθος των δεδομένων αναφοράς ανά κατηγορία για το έτος 2016.....	43
Σχήμα 6. Το πλήθος των δεδομένων αναφοράς ανά κατηγορία για το έτος 2017.....	44
Σχήμα 7. Χάρτης Πιθανότητας ταξινόμησης για το 2016.....	47
Σχήμα 8. Ο παραγόμενος χάρτης για την χρονιά 2016.....	52
Σχήμα 9. Ο παραγόμενος χάρτης από το 1 ^ο μοντέλο.	54
Σχήμα 10. Ο παραγόμενος χάρτης από το 2 ^ο μοντέλο.	56
Σχήμα 11. Ο παραγόμενος χάρτης από το 3 ^ο μοντέλο.	58
Σχήμα 12. Ο παραγόμενος χάρτης από το 4 ^ο μοντέλο.	60
Σχήμα 13. Ο παραγόμενος χάρτης από το 5 ^ο μοντέλο.	62
Σχήμα 13. Ο παραγόμενος χάρτης από το 6 ^ο μοντέλο.	65
Σχήμα 15. Η εξέλιξη των μετρικών ακριβείας (MO όλων των κλάσεων) στην πορεία των πειραμάτων.....	66
Σχήμα 16. Το παράδειγμα δείχνει την βελτίωση της σύγχυσης από την ταξινόμηση του Ασυνεχούς αστικού ιστού με τις κλάσεις των καλλιεργειών.....	69
Σχήμα 17. Το παράδειγμα δείχνει τη μερική βελτίωση της σύγχυσης των Φρουτόδεντρων με τις κλάσεις των καλλιεργειών.....	70