



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ**

**Χαρτογράφηση Καμμένων Εκτάσεων και Θεματικών Κατηγοριών  
Κάλυψης Γης στο Μάτι Αττικής από Διαχρονικά Τηλεπισκοπικά  
Δεδομένα Πολύ Υψηλής Χωρικής Ανάλυσης**

**Βασίλειος Ράπτης**

**Αθήνα, Φεβρουάριος 2020**



**NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF ATHENS  
SCHOOL OF RURAL AND SURVEY ENGINEERING  
REMOTE SENSING LABORATORY**

**DIPLOMA THESIS**

**Joint Burned Area and Land Cover Mapping after the Wildfire in  
Mati Greece from Multitemporal Very High Resolution Remote  
Sensing Data**

**Vasileios Raptis**

**Athens, February 2020**



**ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ  
ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ  
ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ**

**Χαρτογράφηση Καμμένων Εκτάσεων και Θεματικών Κατηγοριών  
Κάλυψης Γης στο Μάτι Αττικής από Διαχρονικά Τηλεπισκοπικά  
Δεδομένα Πολύ Υψηλής Χωρικής Ανάλυσης**

**ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ  
Βασίλειος Ράπτης**

**Τριμελής εξεταστική επιτροπή**

Κ. Καραντζαλος

Β. Καραθανάση

Β. Τσιχριντζής

.....

.....

.....

Αν. Καθηγητής ΕΜΠ  
Επιβλέπων

Καθηγήτρια ΕΜΠ

Καθηγητής ΕΜΠ

**Αθήνα, Φεβρουάριος 2020**



Copyright © All rights reserved B. Ράπτης, 2020

Με επιφύλαξη παντός δικαιώματος

Απαγορεύεται η αντιγραφή, αποθήκευση και διανομή της παρούσας εργασίας, εξ' ολοκλήρου ή τμήματος αυτής, για εμπορικό σκοπό. Επιτρέπεται η ανατύπωση, αποθήκευση και διανομή για σκοπό μη κερδοσκοπικό, εκπαιδευτικό ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναγράφεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση της εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα.

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Τα τελευταία χρόνια η Ελλάδα αντιμετωπίζει πολύ συχνά μεγάλες και έντονες δασικές πυρκαγιές. Η δημιουργία χαρτών που σχετίζονται με την απεικόνιση της καμένης περιοχής μπορεί να βοηθήσει στην κατανόηση και καλύτερη διαχείριση ανάλογων φαινομένων. Προς αυτή την κατεύθυνση, αντικείμενο της εργασίας αποτέλεσε ο σχεδιασμός και υλοποίηση μεθοδολογίας ταξινόμησης και εντοπισμού μεταβολών από διαχρονικά τηλεπισκοπικά δεδομένα, με έμφαση σε περιοχές και αντίστοιχες χρονικές περιόδους μετά από καταστροφικές πυρκαγιές. Στόχος της εργασίας αποτελεί ο πειραματισμός στο πλαίσιο των ταξινομήσεων και του εντοπισμού μεταβολών με μια πρωτότυπη κατηγοριοποίηση θεματικών κατηγοριών, η οποία αποτελείται από κατηγορίες κάλυψης αλλά ταυτόχρονα και από κατηγορίες μεταβολών ήτοι καμένων εκτάσεων.

Διερευνήθηκε επίσης, η αποτελεσματικότητα του ταξινομητή Random Forest για ταξινόμηση με ταυτόχρονη ανίχνευση μεταβολών σε ζεύγος εικόνων που απεικονίζει την περιοχή Μάτι της Ανατολικής Αττικής, πριν και μετά την καταστροφική πυρκαγιά του 2018. Για τα πειράματα χρησιμοποιήθηκαν δορυφορικά δεδομένα υψηλής χωρικής ανάλυσης πριν (PLANETSCOPE) και μετά (SUPERVIEW) την πυρκαγιά του 2018. Συγκεκριμένα, δημιουργήθηκε ένας πολυφασματικός κύβος που περιέχει τα κανάλια της κάθε εικόνας σε παράθεση. Επιπρόσθετα δημιουργήθηκαν δεδομένα αναφοράς που περιελάμβαναν συνολικά 16 κατηγορίες κάλυψης γης. Οι κατηγορίες αυτές δημιουργήθηκαν με τη βοήθεια του Corine αλλά και με βοηθητικά γεωχωρικά δεδομένα από τον ΟΠΕΚΕΠΕ. Η ιεραρχία κλάσεων περιλαμβάνει σταθερές κατηγορίες αλλά και κατηγορίες οι οποίες υφίστανται αλλαγές από την μία εικόνα στην άλλη. Η ταξινόμηση βασίστηκε σε φασματικά χαρακτηριστικά και συγκεκριμένα στα τέσσερα κανάλια (Blue, Green, Red, NIR) της κάθε εικόνας και υλοποιήθηκε με τη χρήση του ταξινομητή Random Forest.

Επιπρόσθετα, πειράματα υλοποιήθηκαν με την προσθήκη τριών φασματικών δεικτών για την κάθε εικόνα, δημιουργώντας έτσι έναν φασματικό κύβο 14 επιπέδων. Με όλα τα δεδομένα τα οποία ήταν διαθέσιμα εκπαιδεύτηκε ο αλγόριθμος του ταξινομητή με διάφορες αναλογίες δεδομένων εκπαίδευσης – ελέγχου, δίνοντας συνολικά 11 αποτελέσματα για το κάθε πείραμα. Η ακρίβεια των ταξινομήσεων για το πρώτο πείραμα με την μικρότερη αναλογία δεδομένων εκπαίδευσης έδωσε την χαμηλότερη ολική ακρίβεια από όλα τα πειράματα (92%) ενώ αυξήθηκε σημαντικά με σταθεροποίηση στο 98% περίπου από την αναλογία 30%-70% και μετά. Η προσθήκη των φασματικών δεικτών απέδωσε πολύ καλύτερα αποτελέσματα ακόμα και από την μικρότερη αναλογία δεδομένων με ποσοστό ολικής ακρίβειας 94%.

Συνολικά τα αποτελέσματα της παρούσας εργασίας και η αξιολόγηση τους δημιουργούν προσδοκίες για την ενσωμάτωση αυτοματοποιημένων και ημι-αυτοματοποιημένων τεχνικών χαρτογράφησης καμένων περιοχών με ταυτόχρονη ανίχνευση και χαρακτηρισμό μεταβολών.



**RSLab**

Remote Sensing Laboratory  
National Technical University of Athens

✓ Sensing ✓ Analytics ✓ Monitoring



## ABSTRACT

In recent years, Greece has often experience severe and intense wildfires. Creating maps related to depicting the burned area can help to understand and better manage of such phenomena. The science of remote sensing provides data with sufficient spatial, radiometric and spectral resolutions and modern techniques to accurately capture and visualize the phenomenon and the affected areas.

Towards this direction, the effectiveness of the Random Forest classifier for simultaneous image pair classification detection, depicting the Eastern Attic Mati region, before and after the fire in 2018 was investigated. The experiments used high spatial resolution satellite data before (PLANETSCOPE) and after (SUPERVIEW) the fire of 2018. Specifically, a multi-spectral cube was created containing the channels of each image. In addition, reference data were created that included a total of 16 land cover categories. These categories were created with the help of Corine and also included crop-related data from Greek Payment Authority of Common Agricultural Policy (OPEKEPE). The hierarchy of classes includes fixed categories but also categories that undergo changes from one image to another. The classification was based on spectral characteristics, namely the four channels (Blue, Green, Red, NIR) of each image, and was implemented using the Random Forest classifier.

In addition, experiments were performed by adding three spectral markers for each image, thereby generating a 14-level spectral indices. With all the data available, the classifier algorithm was trained with different proportions of training-testing data, yielding a total of 11 results for each experiment. The accuracy of the classifications for the first experiment with the smallest proportion of training data gave the lowest overall accuracy of all experiments (92%) and increased significantly with stabilization to about 98% from 30% -70%.

The addition of spectral indices yielded much better results even with the lower data rate of 94% overall accuracy. Overall, the results of the present work and their evaluation create expectations for the integration of automated and semi-automated burn area mapping techniques with simultaneous detection and characterization of changes.



**RSLab**

Remote Sensing Laboratory  
National Technical University of Athens

✓ Sensing ✓ Analytics ✓ Monitoring



## ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	9
1.1 Αντικείμενο και Στόχοι Εργασίας	9
2. Θεωρητικό Υπόβαθρο και Σχετική Βιβλιογραφία	11
2.1 Τηλεπισκόπηση και Γεωχωρικά Δεδομένα	11
2.1.1 Χαρακτηριστικά Τηλεπισκοπικών Δεδομένων	11
2.1.2 Επεξεργασία και Ανάλυση Δεδομένων	12
2.1.3 Πολυφασματικές Εικόνες	13
2.1.4 Φασματικά Κανάλια	13
2.1.5 Τηλεπισκοπικοί Δείκτες	13
2.2 Ταξινόμηση Δορυφορικών Εικόνων	16
2.2.1 Στάδια Επιβλεπόμενης Ταξινόμησης	17
2.2.2 Τυχαία Δάση (Random Forest)	19
2.2.3 Πλεονεκτήματα και Μειονεκτήματα των Τυχαίων Δασών	20
2.2.4 Ανασκόπηση Εφαρμογών Μηχανικής Μάθησης σε Ταξινόμηση	21
3. Μεθοδολογία και Υλοποίηση	22
3.1 Περιοχή Μελέτης	22
3.1.2 Γεωγραφία και Χαρακτηριστικά	23
3.2 Δορυφορικά Δεδομένα	23
3.2.1 Δορυφόρος PLANETSCOPE	23
3.2.2 Δορυφόρος SUPERVIEW	24
3.3 Προ-επεξεργασία Δορυφορικών Δεδομένων	25
3.3.1 Ατμοσφαιρική Διόρθωση	25
3.3.2 Βελτίωση Χωρικής Ανάλυσης	26
3.3.3 Συνταύτιση Εικόνων – Image Co-Registration	26
3.3.4 Κανονικοποίηση των Φασματικών Τιμών	27
3.3.5 Παραγωγή Φασματικού Κύβου	27
3.4 Κατηγορίες Ταξινόμησης	28
3.5 Δημιουργία Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου	28
3.6 Βήματα Ταξινόμησης	30
3.6.1 Πίνακας Χαρακτηριστικών και Διάνυσμα των Annotations	30
3.6.2 Διαχωρισμός Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου	30
4. Αποτελέσματα και Αξιολόγηση	32
4.1 Ποσοτική Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων	32

4.1.1 Πείραμα με Κύβο 8 Καναλιών	32
4.1.2 Πείραμα με Κύβο 14 Καναλιών	33
4.1.3 Ανάλυση Πίνακα Σύγχυσης	36
4.2 Ποιοτική Αξιολόγηση	39
4.2.1 Ανάλυση Δείγματος 1	41
4.2.2 Ανάλυση Δείγματος 2	43
4.2.3 Ανάλυση Δείγματος 3	45
4.2.4 Ανάλυση Δείγματος 4	47
4.2.5 Ανάλυση Δείγματος 5	49
5. Συνολική Αξιολόγηση Πειραμάτων - Συμπεράσματα	51
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	53



## 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η τηλεπισκόπηση διευκολύνει την εισαγωγή μιας δυναμικής προοπτικής στις μελέτες χρήσης γης, παρακολουθώντας τις αλλαγές στα χωρικά πρότυπα τοπίων που προκαλούνται από τη χρήση της γης. Τα διαχρονικά τηλεπισκοπικά δεδομένα επιτρέπουν την ανίχνευση αλλαγών στη χρήση της γης, όπως για παράδειγμα μεταβολές που οφείλονται στην αστική ανάπτυξη, στα φυσικά φαινόμενα και καταστροφές.

Τα τελευταία χρόνια λόγω της ραγδαίας ανάπτυξης σύγχρονων τηλεσκοπικών αισθητήρων και ποικίλων προγραμμάτων που επιτρέπουν την ελεύθερη πρόσβαση σε διάφορα δεδομένα, έχει υπάρξει η ανάγκη αξιοποίησης των ολοένα αυξανόμενων δεδομένων αυτών. Τα δεδομένα αυτά μπορούν να αναλυθούν με τη χρήση προγραμματιστικών τεχνικών που αφορούν την παρατήρηση της Γης και του διαστήματος, αλλά και με τη χρήση τεχνικών τηλεπισκόπησης και μηχανικής μάθησης. Οι τεχνικές αυτές μπορούν να συλλέξουν, επεξεργαστούν και να αξιοποιήσουν δεδομένα που σχετίζονται με το φυσικό περιβάλλον αλλά και με τις διάφορες δραστηριότητες του ανθρώπου σε αυτό. Εξαιρετικό ενδιαφέρον τα τελευταία χρόνια υπάρχει και στην παρατήρηση του περιβάλλοντος και στην συμπεριφορά φυσικών φαινομένων.

Ωστόσο, εξαιτίας του μεγάλου όγκου διαθέσιμων δεδομένων, το έργο αυτό μπορεί να είναι εξαιρετικά χρονοβόρο και δαπανηρό. Έτσι, είναι αναγκαία η εύρεση τρόπων αυτοματοποίησης των διαδικασιών, με ταυτόχρονη διατήρηση της ακρίβειας των αποτελεσμάτων και μείωση του συνολικού απαιτούμενου κόστους και χρόνου παραγωγής.

Η ταξινόμηση καλύψεων γης μπορεί να πραγματοποιηθεί με επιβλεπόμενες μεθόδους ταξινόμησης ή και με μη επιβλεπόμενες. Έχουν γίνει πολλές ερευνητικές προσπάθειες με διάφορες μεθόδους, οι οποίες έχουν ως στόχο τη μείωση του συνολικού απαιτούμενου αριθμού δεδομένων αναφοράς. Όπως απορρέει και από τη διεθνή βιβλιογραφία, η ομάδα μεθόδων η οποία δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα παραμένουν οι μέθοδοι επιβλεπόμενης ταξινόμησης.

Στην παρούσα εργασία επιχειρείται η ταξινόμηση των κατηγοριών κάλυψης γης που εμφανίζονται στην περιοχή μελέτης, καθώς και ο εντοπισμός και χαρακτηρισμός των μεταβολών που έχουν υποστεί κάποιες κατηγορίες μετά το πέρας συγκεκριμένου διαστήματος, με χρήση ζεύγους εικόνων με διαφορετική ημερομηνία λήψης. Συνήθως τέτοιες εφαρμογές απαιτούν μεγάλο όγκο τηλεπισκοπικών δεδομένων, ωστόσο στην παρούσα εργασία εξετάζονται κατά κύριο λόγο μεταβολές οι οποίες προκλήθηκαν μετά την πυρκαγιά του 2018 που ξέσπασε στην περιοχή μελέτης.

### 1.1 Αντικείμενο και Στόχοι Εργασίας

Αντικείμενο της εργασίας αποτελεί ο σχεδιασμός και υλοποίηση μεθοδολογίας ταξινόμησης και εντοπισμού μεταβολών από διαχρονικά τηλεπισκοπικά δεδομένα, με έμφαση σε περιοχές και αντίστοιχες χρονικές περιόδους μετά από καταστροφικές πυρκαγιές.

Στόχος της εργασίας αποτελεί ο πειραματισμός στο πλαίσιο των ταξινομήσεων και του εντοπισμού μεταβολών με μια πρωτότυπη κατηγοριοποίηση θεματικών κατηγοριών, η οποία αποτελείται από κατηγορίες κάλυψης αλλά ταυτόχρονα και από κατηγορίες μεταβολών ήτοι καμένων εκτάσεων. Οι πειραματισμοί αυτοί έχουν ως απώτερο στόχο την ταυτόχρονη χαρτογράφηση της περιοχής στις βασικές χρήσεις γης μαζί με τη χαρτογράφηση των καμένων εκτάσεων και του είδους της κάλυψης που κήκε από την πυρκαγιά.

Αυτό σε συνδυασμό με διαχρονικά πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης δεδομένα, όπου ανά οικοδομικό τετράγωνο και ανά κτίσμα χαρτογραφούνται οι μεταβολές μπορεί να συμβάλει σημαντικά στην γρήγορη και αποτελεσματική καταγραφή και διαχείριση των καμένων εκτάσεων σε σχέση με τις παραδοσιακές προσεγγίσεις όπου η χαρτογράφηση υποδηλώνει τα όρια της καμένης περιοχής.

Τέλος, επιμέρους στόχους της εργασίας αποτέλεσαν και οι πειραματισμοί με διαφορετικά σχήματα εκπαίδευσης και αξιολόγησης μεθόδων ταξινόμησης/ μηχανικής μάθησης ώστε να προσεγγιστούν βέλτιστες στρατηγικές για την γενίκευση της εφαρμογής στην συγκεκριμένη κατηγοριοποίηση των θεματικών κατηγοριών αλλά και τα φασματικά και χωρικά χαρακτηριστικά των διαχρονικών τηλεπισκοπικών δεδομένων.

## 2. ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΚΑΙ ΣΧΕΤΙΚΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Στο κεφάλαιο αυτό αναλύεται το θεωρητικό υπόβαθρο, κάποιες απαραίτητες εισαγωγικές έννοιες του αντικειμένου καθώς και οι τεχνικές και τα δεδομένα τα οποία χρησιμοποιήθηκαν για τις ανάγκες της παρούσας μελέτης.

### 2.1 Τηλεπισκόπηση και Γεωχωρικά Δεδομένα

Η τηλεπισκόπηση είναι η επιστήμη εκείνη η οποία εξετάζει πληροφορίες αναλύοντας φασματικά, χωρικά και χρονικά δεδομένα που έχουν συλλεχθεί από ειδικά όργανα τα οποία δεν είχαν άμεση επαφή με τα προς μελέτη φαινόμενα ή / και χαρακτηριστικά. Εξού και το γεγονός ότι η λέξη που χρησιμοποιείται σήμερα είναι σύνθετη και αποτελείται από το επίρρημα τηλε- και το ρήμα επισκοπέω/-ώ, δηλαδή παρατηρώ από μακριά. Στη διεθνή βιβλιογραφία χρησιμοποιείται ο όρος *remote sensing* και μπορεί να βρει εφαρμογή σε ποικίλους τομείς, όπως η γεωλογία, η γεωργία, ωκεανογραφία, κτηματολόγιο και γενικά σε ότι σχετίζεται με την παρακολούθηση και καταγραφή φυσικών ή ανθρωπογενών δραστηριοτήτων.

Τα όργανα τα οποία χρησιμοποιούνται για τη λήψη δεδομένων για την παρατήρηση της Γης είναι ψηφιακοί σαρωτές ή τηλεπισκοπικοί ανιχνευτές. Τα όργανα αυτά ,μπορούν να τοποθετηθούν είτε σε αεροπλάνα, σε δορυφόρους και τα τελευταία χρόνια ακόμη και σε drone. Ανιχνεύουν πρακτικά την ανάκλαση της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας διαφόρων χαρακτηριστικών/υλικών της γήινης επιφάνειας, αποδίδοντας την με τη μορφή ψηφιακής εικόνας. Συγκεκριμένα, το κάθε αντικείμενο, υλικό ή επιφάνεια που βρίσκεται στη γήινη επιφάνεια, έχει έναν μοναδικό τρόπο με τον οποίο ανακλά την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία που δέχεται σε διαφορετικά μήκη κύματος. Για παράδειγμα μπορεί να αναφερθεί η συμπεριφορά που εμφανίζει η χλωροφύλλη, που βρίσκεται στα πράσινα μέρη των φυτών. Η χλωροφύλλη έχει την ιδιότητα ανάκλασης μεγάλου βαθμού της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας στο πράσινο τμήμα του ορατού φάσματος και να απορροφά την ακτινοβολία στα μήκη του μπλε και του κόκκινου. Εάν χρησιμοποιείται το ορατό τμήμα της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας για την αναπαράσταση, τότε έχουμε μια πραγματική έγχρωμη εικόνα, ισοδύναμη με αυτές που καταγράφουν οι ψηφιακές φωτογραφικές μηχανές. Το πώς αλληλεπιδρά η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία με τα αντικείμενα της επιφάνειας της Γης επηρεάζεται και από την υφή ή τραχύτητα τους.

#### 2.1.1 Χαρακτηριστικά Τηλεπισκοπικών Δεδομένων

Τα δεδομένα τα οποία μεταδίδονται από αερομεταφερόμενους ή σε τροχιά ανιχνευτές όπως αναφέρθηκε και παραπάνω αποδίδονται σε μορφή ψηφιακής εικόνας. Αυτή η εικόνα δεν είναι τίποτε άλλο παρά δισδιάστατοι πίνακες με διαστάσεις  $n$  γραμμών και  $m$  στηλών. Οι πίνακες αυτοί εμπεριέχουν τιμή για το κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας και η τιμή αυτή είναι ισοδύναμη της ανάκλασης της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας που εμφανίζει το στοιχείο το οποίο αντιπροσωπεύει το συγκεκριμένο εικονοστοιχείο. Τα τηλεπισκοπικά δεδομένα τα οποία χρησιμοποιούνται σε κάθε μελέτη τέτοιου είδους χαρακτηρίζονται από τις παρακάτω τρεις ιδιότητες.

- Χωρική Ανάλυση, η οποία αφορά το μέγεθος του εικονοστοιχείου σε πραγματικές διαστάσεις και μπορεί να αναφέρεται και ως χωρική διακριτική ικανότητα της εικόνας. Στην πράξη η χωρική ανάλυση καθορίζει τις ελάχιστες διαστάσεις των αντικειμένων ικανών να αποτυπωθούν στη ψηφιακή εικόνα.

- Ραδιομετρική Ανάλυση, η οποία αφορά τον αριθμό των τιμών φωτεινότητας που μπορούν να καταγραφούν για κάθε εικονοστοιχείο μέσα σε μια ψηφιακή εικόνα. Η ραδιομετρική ανάλυση εκφράζεται με τον αριθμό των διαθέσιμων bits. Τα διαθέσιμα bits καθορίζονται από τον σχεδιασμό του συστήματος και ιδιαίτερα του δέκτη και τις ικανότητες καταγραφής και εκπομπής (μετάδοσης) των δεδομένων.
- Φασματική Ανάλυση, η οποία σχετίζεται με το φασματικό εύρος που έχει το κάθε κανάλι του ανιχνευτή και το πλήθος καναλιών από το οποίο αποτελείται η κάθε εικόνα. Εικόνες με μικρό φασματικό εύρος (π.χ. 10 νανόμετρα) και πολλαπλά κανάλια είναι εικόνες υψηλής φασματικής ανάλυσης.

Έτσι, ο σχεδιασμός των συστημάτων τηλεπισκόπησης απαιτεί ισορροπία μεταξύ της έκτασης που καλύπτει η εικόνα και της ραδιομετρικής, φασματικής και χωρικής διακριτικής ικανότητας.

### 2.1.2 Επεξεργασία και Ανάλυση Δεδομένων

Προκειμένου να μπορέσουν τα τηλεπισκοπικά δεδομένα να αξιοποιηθούν θα πρέπει να γίνει κατάλληλη προεπεξεργασία σε αυτά, ώστε να απαλειφθούν σφάλματα, μεταβολές και αλλοιώσεις τα οποία πιθανόν θα υποβάθμιζαν την ποιότητα της τελικής πληροφορίας. Η διαδικασία αυτή είναι απαραίτητη, αφού εάν δεν προηγηθεί της ανάλυσης μπορεί να οδηγήσει σε λάθος και αναξιόπιστα αποτελέσματα. Η προεπεξεργασία των δεδομένων προϋποθέτει την υλοποίηση των παρακάτω διορθώσεων.

- Γεωμετρικές Διορθώσεις, οι οποίες έχουν ως στόχο να ανάγουν την καμπύλη γεωμετρίας της εικόνας σε επίπεδη γεωμετρία, με απάλειψη σφαλμάτων που δημιουργεί το γήινο ελλειψοειδές ή και η κίνηση του τεχνητού δορυφόρου. Τέτοια σφάλματα υπεισέρχονται και λόγω του έντονου ανάγλυφου που έχει μια περιοχή (ορθοαναγωγή). Τέλος η εικόνα μετά την διόρθωση θα πρέπει να αναχθεί σε συγκεκριμένο σύστημα συντεταγμένων.
- Ατμοσφαιρικές Διορθώσεις, που σχετίζονται με την εξάλειψη των σφαλμάτων εκείνων που προέρχονται από την ατμόσφαιρα. Αυτά οφείλονται στο γεγονός ότι η ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία που ανακλάστηκε από την επιφάνεια της Γης και επιστρέφει στο διάστημα υφίσταται παραμορφώσεις οι οποίες οφείλονται στα συστατικά της ατμόσφαιρας. Τελικά, η ποσότητα της ακτινοβολίας που φτάνει στον ανιχνευτή είναι αλλοιωμένη. Στις ατμοσφαιρικές διορθώσεις εντάσσονται και οι μέθοδοι που προσπαθούν να διορθώσουν ραδιομετρικά σφάλματα προερχόμενα από την επίδραση του ανάγλυφου, όπως είναι η σκιά ενός ορεινού όγκου.
- Ραδιομετρικές Διορθώσεις, έχουν ως στόχο να εξαλείψουν το σφάλμα που οφείλεται σε πιθανή απορρύθμιση των αισθητήρων του καταγραφέα και γενικά σε σφάλματα που απορρέουν από τεχνικά στοιχεία της διαδικασίας καταγραφής – μετάδοσης.

Η ανάλυση των τηλεπισκοπικών δεδομένων μπορεί να διακριθεί σε τρεις γενικές κατηγορίες: ποσοτική ανάλυση, ποιοτική ανάλυση και οπτική ανάλυση (ή φωτοερμηνεία). Η ποσοτική ανάλυση αφορά τη μέτρηση μιας ιδιότητας, όπως παραδείγματος χάρη η θερμοκρασία της θάλασσας. Η ποιοτική ανάλυση σκοπό την αποτύπωση διαφόρων χαρακτηριστικών, όπως την δημιουργία θεματικών χαρτών για τις χρήσεις γης ή η αναγνώριση συγκεκριμένων υλικών. Τέλος, η φωτοερμηνεία είναι ο οπτικός προσδιορισμός της ταυτότητας των αντικειμένων με βάση μοτίβο, το χρώμα και το σχήμα της διάταξης των εικονοστοιχείων του αντικειμένου και να εξαγεί πληροφορίες για το αντικείμενο-στόχο.

### 2.1.3 Πολυφασματικές Εικόνες

Μια πολυφασματική δορυφορική εικόνα αποτελείται από πολλές εικόνες της ίδιας περιοχής της επιφάνειας 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 και εμφανίζονται φωτεινότερα ή σκοτεινότερα ανάλογα με το μήκος κύματος του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος που προσπίπτει σε αυτά. Με αυτόν τον τρόπο καταλήγουμε να έχουμε εικόνες ακριβώς της ίδιας περιοχής καταγεγραμμένες την ίδια χρονική στιγμή αλλά με διαφορετική φωτεινή ένταση στις διαφορετικές περιοχές τους.

### 2.1.4 Φασματικά Κανάλια

Χάριν στην ατμόσφαιρα που περιβάλλει τον πλανήτη, μπορούμε να δούμε συγκεκριμένα τμήματα του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος. Συγκεκριμένα τα ανθρώπινα μάτια μπορούν να δουν μόνο τα τμήματα του κόκκινου, πράσινου και μπλε φάσματος. Τα κανάλια αυτά αποτελούν το ορατό φάσμα. Φυσικά, σε διαφορετικά μήκη κύματος που δεν μπορεί να αναγνωρίσει ο άνθρωπος, τα διάφορα αντικείμενα της γήινης επιφάνειας εμφανίζουν διάφορα χαρακτηριστικά. Σε αυτές τις διαφοροποιήσεις καταγραφής στα διάφορα μήκη κύματος βασίζεται κατά κύριο λόγο η επιστήμη της Τηλεπισκόπησης. Προκειμένου να αξιοποιηθούν όλες οι δυνατότητες των διαφορετικών μηκών κύματος, δημιουργούνται πολυφασματικές δορυφορικές εικόνες οι οποίες αποτελούνται από τόσες επιμέρους εικόνες όσες και τα μήκη κύματος που καταγράφηκαν για την περιοχή μελέτης, την ίδια ακριβώς χρονική στιγμή. Σημειώνεται πως όλες αυτές οι επιμέρους εικόνες είναι απολύτως υπερθέσιμες μεταξύ τους, δηλαδή το κάθε εικονοστοιχείο απεικονίζει ακριβώς την ίδια περιοχή μελέτης στα διάφορα μήκη κύματος. Κάθε μια από τις δισδιάστατες εικόνες που αποτελούν τη πολυφασματική τρισδιάστατη δορυφορική εικόνα, ονομάζεται φασματικό κανάλι ή φασματική μπάντα (spectral band).

### 2.1.5 Τηλεπισκοπικοί Δείκτες

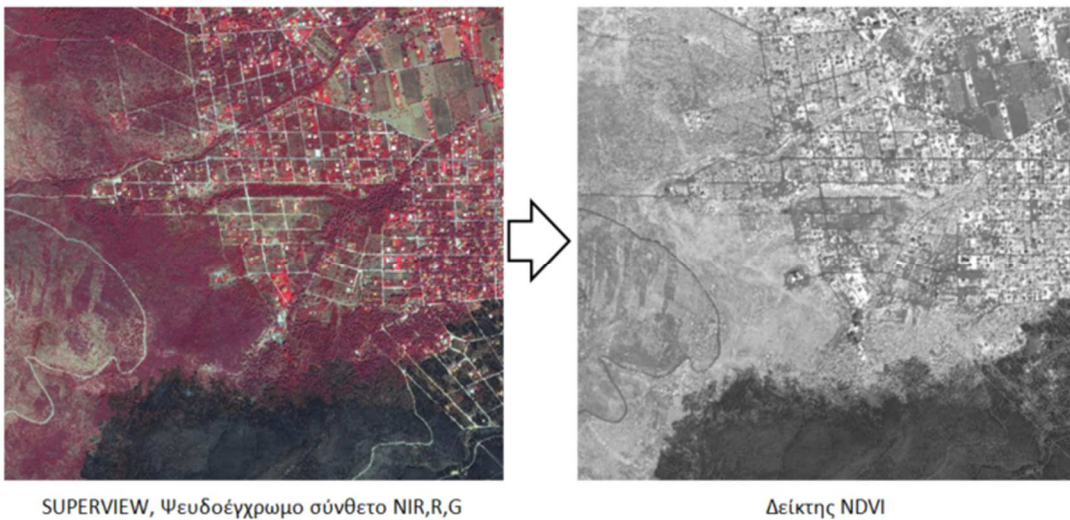
Οι τηλεπισκοπικοί δείκτες είναι δισδιάστατες εικόνες οι οποίες προέρχονται από διάφορες μαθηματικές πράξεις των ψηφιακών τιμών που πραγματοποιούνται μεταξύ καναλιών μιας εικόνας ή διαφορετικών εικόνων. Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, λόγω του ότι κάθε υλικό στην επιφάνεια της γης απορροφά διαφορετικό ποσοστό της ηλεκτρομαγνητικής ακτινοβολίας. Μπορούν λοιπόν να δημιουργηθούν δείκτες που να παρέχουν χρήσιμες πληροφορίες για τη σύσταση του κάθε υλικού. Επιπλέον οι λόγοι που χρησιμοποιούνται συνήθως στους δείκτες, μειώνουν σε ένα βαθμό την επίδραση του ανάγλυφου και των σκιάσεων στις παραγόμενες εικόνες. Λόγω του σχετικά μεγάλου φασματικού πλάτους των καναλιών είναι διακριτές μόνο οι σχετικά σημαντικές διαφορές μεταξύ των επιφανειακών υλικών και αντικειμένων. Οι εικόνες αυτές δηλαδή είναι χρήσιμες για τη διάκριση μικρών φασματικών διαφορών μιας περιοχής κατόπτευσης, οι οποίες συγκαλύπτονται (ομογενοποιούνται) από την διακύμανση των τιμών φωτεινότητας σε εικόνες μεμονωμένων φασματικών καναλιών. Αυτή η βελτιωμένη διάκριση οφείλεται στο γεγονός ότι οι εικόνες-δείκτες απεικονίζουν διακυμάνσεις στις κλίσεις των καμπυλών φασματικής ανακλαστικότητας μεταξύ των καναλιών, ανεξαρτήτως των απόλυτων τιμών ανακλαστικότητας που παρατηρούνται στα κανάλια. Οι δείκτες βλάστησης είναι ο πιο δημοφιλής τύπος, αλλά υπάρχουν και άλλοι δείκτες για τις καμένες περιοχές, τα ανθρωπογενή χαρακτηριστικά, το νερό και τα γεωλογικά χαρακτηριστικά.

Ακολούθως, αναλύονται οι δείκτες οι οποίοι χρησιμοποιήθηκαν για τις ανάγκες της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

- **Δείκτης Βλάστησης (Normalized Difference Vegetation Index – NDVI)**

Ο δείκτης αυτός δημιουργήθηκε με στόχο το διαχωρισμό της βλάστησης από τη φωτεινότητα του εδάφους. Αποτελεί τον πιο συχνά χρησιμοποιούμενο δείκτη παγκοσμίως. Στα πλεονεκτήματα του δείκτη είναι η ελαχιστοποίηση των τοπογραφικών επιδράσεων. Επίσης είναι σχεδόν αναλλοίωτος από τις διάφορες συνθήκες εξαιτίας των κανονικοποιημένων τιμών. Το εύρος τιμών είναι από - 1 έως και +1 με το 0 να εκφράζει απουσία βλάστησης ενώ οι αρνητικές τιμές να περιγράφουν καλύψεις γης όπως νερό, ανθρωπογενείς κατασκευές κ.ά. Ο δείκτης βλάστησης περιγράφει πολλές ιδιότητες των φυτών με αποτέλεσμα να χρησιμεύει στην παρακολούθηση της υγείας τους, στην εκτίμηση της βιομάζας, στην απόδοση των καλλιεργειών κ.α.. Στα μειονεκτήματα του δείκτη είναι ότι παρουσιάζει δείγματα κορεσμού (saturation) σε πολύ υψηλές συγκεντρώσεις βλάστησης καθώς και υπερεκτίμηση σε χαμηλές συγκεντρώσεις βλάστησης εξαιτίας της ανακλαστικότητας του εδάφους. Τέλος οι ατμοσφαιρικές συνθήκες, όπως τα λεπτά σύννεφα, δυνητικά μπορούν να επηρεάσουν τις τιμές του NDVI. Ο δείκτης υπολογίζεται από τον τύπο:

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

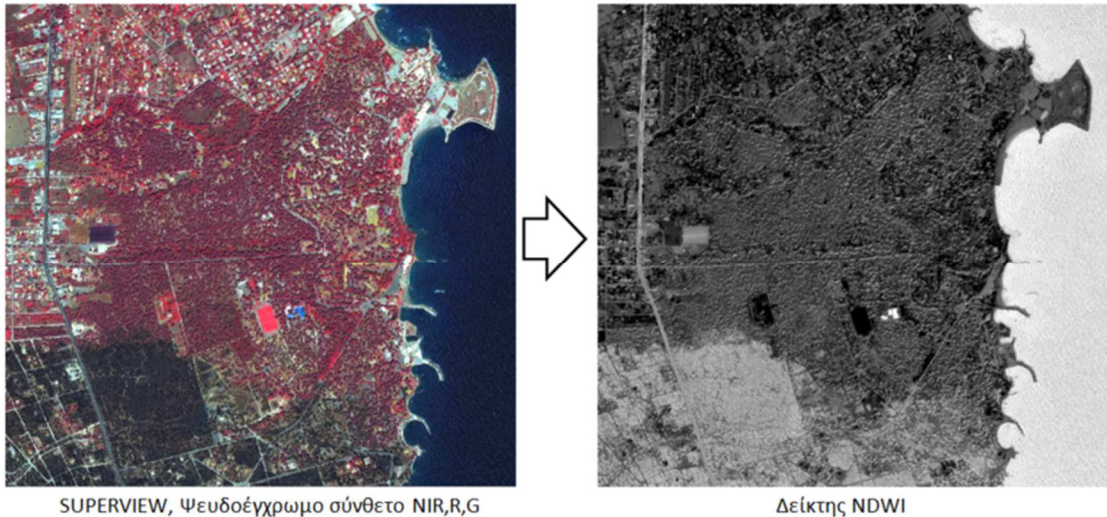


Σχήμα 1 - Έγχρωμο Σύνθετο 432 σε αντιστοιχία με τον δείκτη NDVI

- **Δείκτης Νερού (Normalized Difference Water Index – NDWI)**

Ο δείκτης αυτό δημιουργήθηκε για την παρακολούθηση αλλαγών του νερού στην επιφάνεια της γης. Τα υδάτινα συστήματα έχουν το χαρακτηριστικό να ανακλούν υψηλές τιμές στα ορατά μήκη του κύματος και κυρίως στο πράσινο, ενώ έχουν πολύ μικρή ανακλαστικότητα στο εγγύς υπέρυθρο. Ο δείκτης υπολογίζεται από τον τύπο:

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR}$$



Σχήμα 2 – Έγχρωμο Σύνθετο 432 σε αντιστοιχία με τον δείκτη NDWI

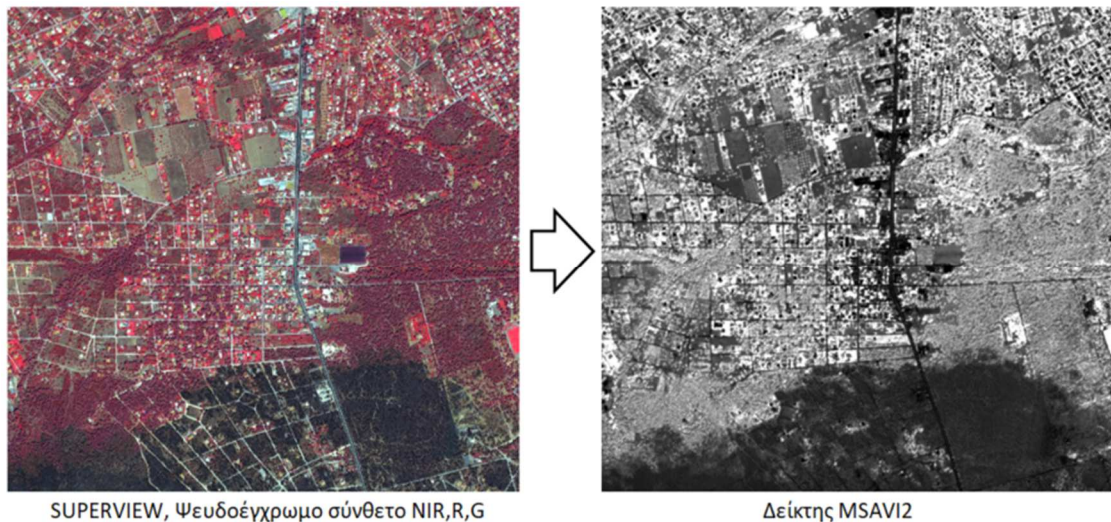
- **Τροποποιημένος Εδαφικά Προσαρμοσμένος Δείκτης Βλάστησης 2 (Modified Soil-adjusted Vegetation Index - MSAVI2)**

Ο συγκεκριμένος δείκτης δημιουργήθηκε με στόχο τη διόρθωση της φωτεινότητας του εδάφους σε διαφορετικές συνθήκες κάλυψης της βλάστησης. Αναλυτικότερα πετυχαίνει την απομάκρυνση του «θορύβου» από την ανάκλαση του εδάφους όταν δεν το κατορθώνουν άλλοι δείκτες βλάστησης όπως ο NDVI και 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 MSAVI2 είναι ότι δεν απαιτείται εμπειρικός προσδιορισμός της γραμμής του εδάφους. Οι τιμές κάτω από 0 υποδηλώνουν απουσία βλάστησης ενώ πάνω από 0 παρουσία βλάστησης. Ο δείκτης υπολογίζεται από τον τύπο:

$$MSAVI2 = \frac{2 * NIR + 1 - \sqrt{(2 * NIR + 1)^2 - 8 * (NIR - RED)}}{2}$$

\* Όλες οι εικόνες στα αριστερά, οι οποίες παρατέθηκαν παραπάνω δημιουργήθηκαν με χρωματικό σύνθετο NIR, RED, GREEN (4, 3, 2) στην εικόνα μετά την πυρκαγιά του δορυφόρου SUPERVIEW.





SUPERVIEW, Ψευδοέγχρωμο σύνθετο NIR,R,G

Δείκτης MSAVI2

Σχήμα 3 - Έγχρωμο Σύνθετο 432 σε αντιστοιχία με τον δείκτη MSAVI2

## 2.2 Ταξινόμηση Δορυφορικών Εικόνων

Στόχος μιας ταξινόμησης είναι να εκπαιδευτεί κατάλληλα ο ταξινομητής, ώστε να καταφέρει να διαφοροποιήσει και χαρακτηρίσει αυτόματα ένα σύνολο δεδομένων μιας εικόνας. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται ευρέως σε μελέτες και έρευνες σε διάφορα επιστημονικά πεδία.

Στην επιστήμη της Τηλεπισκόπησης, προκειμένου να πραγματοποιηθεί η διαδικασία της ταξινόμησης, είναι απαραίτητη η τροφοδότηση του ταξινομητή με δεδομένα από τα οποία θα εξαχθούν οι αναγκαίες στατιστικές πληροφορίες που θα συνδυαστούν με ολόκληρη την εικόνα για να ταξινομηθεί κάθε εικονοστοιχείο της σε μία κλάση. Τέτοια δεδομένα μπορούν να είναι οι τιμές ανακλαστικότητας που υπάρχουν σε κάθε εικονοστοιχείο μιας εικόνας (ραδιομετρικές τιμές σε κάθε φασματικό κανάλι) ή και οι σχέσεις μεταξύ γειτονικών εικονοστοιχείων.

Κάθε κατηγορία κάλυψης γης η οποία επιχειρείται να οπτικοποιηθεί αυτόματα μέσω αυτής της διαδικασίας, ακολουθεί συγκεκριμένα φασματικά πρότυπα, δηλαδή διαφορετικούς συνδυασμούς ψηφιακών τιμών στα διάφορα κανάλια μιας πολυφασματικής εικόνας. Κάθε κατηγορία κάλυψης γης έχει συγκεκριμένες φασματικές υπογραφές, που αφορούν τις διάφορες τιμές ανακλαστικότητας σε όλο το φασματικό εύρος.

Πέραν των ραδιομετρικών τιμών του κάθε εικονοστοιχείου, υπάρχουν και οι χωρικοί ταξινομητές που μπορούν να χρησιμοποιήσουν και διάφορους άλλους παράγοντες που σχετίζονται με τις φασματικές σχέσεις των εικονοστοιχείων της κάθε κατηγορίας με τα εικονοστοιχεία που την περιβάλλουν. Τέτοιοι παράγοντες είναι η εγγύτητα των εικονοστοιχείων, το μέγεθος των αντικειμένων, η διεύθυνση τους, το σχήμα τους, η υφή τους και πολλά άλλα. 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.

Στην παρούσα εργασία γίνεται επιβλεπόμενη ταξινόμηση της εικόνας, δηλαδή ο χρήστης καθορίζει πάνω στην εικόνα περιοχές εκπαίδευσης, η κάθε μια από τις οποίες είναι γνωστό σε ποιά τάξη ανήκει, οπότε, με βάση τις φασματικές υπογραφές των συμπεριλαμβανόμενων εικονοστοιχείων, προσδιορίζεται η αντίστοιχη περιοχή ομαδοποίησης στο φασματικό χώρο. Στη συνέχεια, το κάθε εικονοστοιχείο που δεν ανήκει σε περιοχή εκπαίδευσης, εντάσσεται σε μια



τάξη με βάση τη φασματική του υπογραφή και τη θέση αυτής ως προς τις περιοχές ομαδοποίησης

### **2.2.1 Στάδια Επιβλεπόμενης Ταξινόμησης**

Στο υποκεφάλαιο αυτό αναλύονται τα βασικότερα στάδια της επιβλεπόμενης ταξινόμησης, τα οποία είναι τα παρακάτω:

#### **Σχεδιασμός Ταξινόμησης και Ονοματολογίας**

Στο στάδιο αυτό ιδρύεται ένα συγκεκριμένο σύστημα ταξινόμησης το οποίο περιγράφει κατά το δυνατό πλήρως όλες τις θεματικές κατηγορίες κάλυψης γης που υπάρχουν στην υπό μελέτη περιοχή. Η διαδικασία αυτή είναι πολύ σημαντική, αφού μέσω αυτής καθορίζεται η συλλογή των εκπαιδευτικών δειγμάτων τα οποία θα χρησιμοποιηθούν για την ταξινόμηση. Πρακτικά, όταν αναφερόμαστε σε ένα σύστημα ταξινόμησης περιγράφουμε τη διαδικασία με την οποία γίνεται μετατροπή των φασματικών τάξεων της δορυφορικής εικόνας στις αντίστοιχες θεματικές κατηγορίες που θα ταξινομηθούν τα εικονοστοιχεία της.

#### **Στάδιο Εκπαίδευσης**

Στο στάδιο αυτό της μελέτης απαιτείται σημαντικός αριθμός δεδομένων αναφοράς, τα οποία φυσικά λαμβάνονται με εκτεταμένη και ορθή γνώση της περιοχής μελέτης που πρόκειται να εφαρμόσουμε την ταξινόμηση. Το στάδιο αυτό είναι εξαιρετικά σημαντικό, αφού η ποιότητα της διαδικασίας εκπαίδευσης θα καθορίσει το πόσο επιτυχής θα είναι τελικά η ταξινόμηση. Για τον λόγο αυτό θα πρέπει όλα τα δεδομένα που θα παρθούν να είναι αντιπροσωπευτικά, πλήρη και κυρίως αξιόπιστα.

Στο στάδιο αυτό μπορούν να διακριθούν λεπτομερέστερες διαδικασίες, όπως φαίνονται παρακάτω.

#### **1. Πηγές των Δεδομένων Αναφοράς**

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω τα δεδομένα τα οποία θα πάρει ο μελετητής θα πρέπει να είναι όσο το δυνατόν πιο αξιόπιστα και για τον λόγο αυτό συνίσταται η επιτόπια δειγματοληψία των περιοχών, η οποία δίνει τα πιο ορθά αποτελέσματα. Παρόλα αυτά στις μέρες μας μπορούν να χρησιμοποιηθούν και μια πληθώρα άλλων τεχνικών αν η επιτόπια μελέτη είναι αδύνατη. Τέτοια βοηθήματα είναι η χρήση αεροφωτογραφιών, δορυφορικών φωτογραφιών, θεματικών χαρτών (Natura 2000, Corine Land Cover, κ.α) ακόμα και η χρήση φασματικών δεικτών.

#### **2. Σχεδιασμός της Δειγματοληψίας**

Στο στάδιο αυτό καθορίζεται το μέγεθος αλλά και η κατανομή των δεδομένων αναφοράς. Ο τρόπος με τον οποίο επιλέγεται μια δειγματοληψία καθορίζεται από τα κριτήρια σχεδιασμού, τους διαθέσιμους πόρους (χρόνος και χρήματα) καθώς και την τελική αποδεκτή ποιότητα του παραγόμενου θεματικού χάρτη.

Πρέπει να σημειωθεί πως είναι εξαιρετικά σημαντική η χωρική κατανομή των δειγματοληπτικών περιοχών. Οι περιοχές αυτές οριοθετούνται με πολύγωνα τα οποία προκύπτουν από την παρατήρηση μεμονωμένων τμημάτων της εικόνας, είτε με μεγέθυνση είτε με την χρήση

διαφόρων έγχρωμων θεματικών συνθέσεων. Τα πολύγωνα αυτά ονομάζονται πολύγωνα εκπαίδευσης και με αυτά εκπαιδεύεται ο υπολογιστής ώστε να δώσει την τελική ταξινόμηση της περιοχής μελέτης. Τα πολύγωνα αυτά πρέπει να οριστούν πολύ προσεκτικά, ώστε να αποφευχθούν εικονοστοιχεία τα οποία βρίσκονται στα όρια μεταξύ διαφόρων θεματικών κατηγοριών. Τα πολύγωνα εκπαίδευσης ουσιαστικά περιλαμβάνουν διάφορες τιμές εικονοστοιχείων, τα οποία τελικά σχηματίζουν το δείγμα της εκάστοτε κατηγορίας.

Προσοχή πρέπει να δοθεί και στο μέγεθος του δείγματος αφού επηρεάζει την απόδοση του ταξινομητή και πρέπει φυσικά και να αντιπροσωπεύει τη συνολική φασματική μεταβλητότητα της περιοχής μελέτης. Το σημαντικότερο στο στάδιο αυτό είναι να μην υπάρξει καμία παράλειψη σημαντικής πληροφορίας που περιγράφει την φασματική κλάση μελέτης, αλλά ταυτόχρονα δεν θα πρέπει να γίνει συμπερίληψη πλεονάζοντος αριθμού εικονοστοιχείων.

Τέλος, προκειμένου να εκτιμηθεί η αξιοπιστία και η ακρίβεια του αποτελέσματος δημιουργούνται με τον ίδιο ακριβώς τρόπο περιοχές οι οποίες ονομάζονται περιοχές ελέγχου. Πρακτικά είναι μια σκόπιμη συλλογή από πλεονάζουσες περιοχές εκπαίδευσης, ένα υποσύνολο των οποίων θα χρησιμοποιηθεί για τον υπολογισμό του επιπέδου απόδοσης του αλγορίθμου ταξινόμησης.

Η διαδικασία της δειγματοληψίας πρέπει να είναι σχολαστική και να γίνεται επαναπροσδιορισμός των δεδομένων εκπαίδευσης σε περίπτωση που θεωρηθεί πως υπάρχουν κενά ή πλεονασμοί.

### **3. Εφαρμογή του Αλγορίθμου Ταξινόμησης**

Με την δημιουργία όλων των παραπάνω, επόμενο βήμα της διαδικασίας είναι η επιλογή ενός κανόνα ταξινόμησης, ο οποίος θα διαχωρίσει το σύνολο των εικονοστοιχείων της εικόνας στις προεπιλεγμένες τάξεις. Πιο συγκεκριμένα ως κανόνας ταξινόμησης ορίζονται οι μαθηματικές εκφράσεις μέσω των οποίων γίνεται χρήση των χαρακτηριστικών κάθε κλάσης (τυπική απόκλιση, μέση τιμή, πίνακας συμμεταβλητότητας) ώστε να πραγματοποιηθεί η κατηγοριοποίηση, θεωρώντας πως τα δεδομένα εκπαίδευσης κάθε τάξης ακολουθούν την κανονική κατανομή, είτε τα αγνοεί και ονομάζεται μη παραμετρικός.

### **4. Ακρίβεια Ταξινόμησης**

Σε κάθε μελέτη που διεξάγεται είναι βασικό να υπάρχει και ένας τρόπος να γνωρίζουμε την ακρίβεια του αποτελέσματος αλλά και την αξιοπιστία αυτού. Στην επιβλεπόμενη ταξινόμηση ένας τρόπος να διαπιστωθεί η ακρίβεια της ταξινόμησης είναι μέσω του πίνακα σφαλμάτων, ή αλλιώς πίνακα σύγχυσης (Confusion Matrix). Ένας τέτοιος πίνακας συγκρίνει τη σχέση μεταξύ των γνωστών επίγειων δεδομένων αναφοράς, δηλαδή των δεδομένων που θεωρητικά είναι τα αληθή και των αντίστοιχων αποτελεσμάτων της αυτόματης διαδικασίας ταξινόμησης. Οι πίνακες αυτοί είναι υποχρεωτικά τετραγωνικοί, με τον αριθμό των στηλών και των γραμμών να είναι ίσοι με το σύνολο των τελικών κατηγοριών. Η συνολική ακρίβεια της ταξινόμησης προκύπτει τελικά με απλή διαίρεση του συνόλου των ορθών ταξινομημένων εικονοστοιχείων (άθροισμα των στοιχείων της κύριας διαγωνίου), ως προς τον συνολικό αριθμό των εικονοστοιχείων αναφοράς.

Εκτός από την συνολική ακρίβεια, μπορεί να υπολογιστεί και η ακρίβεια του παραγωγού (Producer's Accuracy) με διαίρεση των ορθά ταξινομημένων εικονοστοιχείων κάθε κατηγορίας (στοιχεία διαγωνίου), ως προς τον αριθμό των εικονοστοιχείων εκπαίδευσης που χρησιμοποιήθηκαν για την κατηγορία αυτή.

Πρέπει να σημειωθεί πως η διαδικασία ελέγχου απλά παρουσιάζει το πόσο καλά μπορούν να χρησιμοποιηθούν τα στατιστικά στοιχεία που απορρέουν από τις κατηγορίες αυτές στην τελική

κατηγοριοποίηση των ίδιων περιοχών. Συνεπώς, αν τα αποτελέσματα είναι καλά σημαίνει απλά ότι οι περιοχές εκπαίδευσης είναι ομοιογενείς, οι τάξεις είναι φασματικά διακριτές και η τεχνική της ταξινόμησης είναι αρκετά αποτελεσματική για τις περιοχές εκπαίδευσης.

Τέλος, υπάρχει και ο δείκτης kappa, ο οποίος αποτελεί μια πολύ-μεταβλητή ανάλυση που λαμβάνει υπόψη τις πιθανότητες τυχαίας κατηγοριοποίησης των ταξινομημένων ορθά εικονοστοιχείων στις κλάσεις τους και συγκρίνοντας τις με την πραγματική ταξινόμηση εκφράζει το τελικό ποσοστό των σφαλμάτων που απέφυγε η πραγματική ταξινόμηση σε σχέση με την τυχαία.

Τα δεδομένα τα οποία συλλέγονται δεν μπορούν σε καμία περίπτωση να είναι εντελώς αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας και αυτό οφείλεται σε διάφορες πηγές αβεβαιότητας. Αυτές μπορεί να οφείλονται στην γεωγραφική κατανομή ή και με την φωτοερμηνεία των δεδομένων αναφοράς. Η αβεβαιότητα της φωτοερμηνείας μπορεί να διακριθεί σε δύο κατηγορίες, το σφάλμα μεταβλητότητας του ερμηνευτή (διαφορά μεταξύ της τάξης αναφοράς που αντιτίθεται στην χωρική οντότητα από διαφορετικούς ερμηνευτές) και το σφάλμα του ερμηνευτή (λάθος αντιστοίχιση της σωστής τάξης αναφοράς στη χωρική οντότητα).

### **2.2.2 Τυχαία Δάση (Random Forest)**

Ο ταξινομητής Random Forest αποτελείται από ένα συνδυασμό δέντρων αποφάσεων, όπου κάθε απόφαση παράγεται με την χρήση ενός τυχαίου raster φορέα δειγματοληψίας που είναι ανεξάρτητος από το διάνυσμα εισόδου και κάθε δέντρο πραγματοποιεί μία εκτίμηση για την κλάση που θα ταξινομήσει το διάνυσμα εισόδου. Ουσιαστικά, επιχειρεί να μειώσει την συσχέτιση μεταξύ των ταξινομητών και του φαινομένου overfitting που προκαλεί την προσαρμογή του μοντέλου στον θόρυβο των δεδομένων.

Ο ταξινομητής αυτός χρησιμοποιεί έναν τροποποιημένο αλγόριθμο εκμάθησης δέντρων που επιλέγει, σε κάθε υποψήφιο διαχωρισμό της διαδικασία εκμάθησης, ένα τυχαίο υποσύνολο των χαρακτηριστικών, αυτή η διαδικασία ονομάζεται "feature bagging". Πρακτικά, αυτό σημαίνει πως ο αλγόριθμος μπορεί να χρησιμοποιήσει ένα μέρος του συνόλου του δείγματος περισσότερες από μια φορές για την εκπαίδευση των υπόλοιπων δέντρων εάν θεωρήσει ότι το δείγμα αυτό είναι ισχυρός παράγοντας για την σωστή πρόβλεψη της μεταβλητής. Με την αντίστοιχη λογική μπορεί να υπάρξουν και κάποια δείγματα τα οποία δεν θα χρησιμοποιηθούν καθόλου. Σε κάθε περίπτωση τα τελικά υποσύνολα της εκπαίδευσης θα είναι εντελώς διαφορετικά το ένα με το άλλο, άρα και στατιστικά ανεξάρτητα.

Ο αλγόριθμος του συγκεκριμένου ταξινομητή χρησιμοποιεί υποσύνολα των δεδομένων προκειμένου ο υπολογιστικός χρόνος να μειωθεί, ενώ παράλληλα με την δημιουργία πολλών διαφορετικών υποσυνόλων δεδομένων εκπαίδευσης σε κάθε δέντρο επιτυγχάνεται και από μια νέα εκτίμηση που προσαρμόζεται σε διαφορετικά δεδομένα, ώστε να βελτιωθεί τελικά η απόδοση του αλγορίθμου. Για την κατασκευή ενός δέντρου απόφασης ανατίθεται αρχικά στη ρίζα του το σύνολο των δειγμάτων εκπαίδευσης. Κάθε ενδιάμεσος κόμβος περιέχει υποσύνολο των δειγμάτων το οποίο μέσω της εφαρμογής ενός κατάλληλου ελέγχου διαχωρίζεται σε δύο ή περισσότερα μικρότερα υποσύνολα στο επόμενο επίπεδο. Ο έλεγχος συνήθως αφορά ένα υποσύνολο των χαρακτηριστικών των δειγμάτων εκπαίδευσης. Μεγάλη επίσης σημασία έχει ότι μειώνεται η συσχέτιση μεταξύ κάθε ζεύγους δέντρων με την χρήση τυχαίων μεταβλητών σε κάθε εσωτερικό κόμβο διαχωρισμού, συνεπώς και τα τυχαία σφάλματα που εμφανίζουν τα δενδροειδή μοντέλα.

### 2.2.3 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.

#### 2.2.4 Ανασκόπηση Εφαρμογών Μηχανικής Μάθησης σε Ταξινόμηση

Ο M.Pal το 2003 επιχείρησε να αναπτύξει δέντρα αποφάσεων και να επιτρέψει στον αλγόριθμο να επιλέξει εκείνος τις πιο σημαντικές κατηγορίες κάλυψης Γής, δημιουργώντας έτσι μια αύξηση της ακρίβειας των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης. Χρησιμοποιώντας κυρίως τον ταξινομητή τυχαίων δασών (Random Forest) σύγκρινε τα αποτελέσματα αυτού με τα αποτελέσματα *support vector machines* (SVMs) σε σχέση με την ακρίβεια των ταξινομήσεων, τον χρόνο που χρειάστηκαν και τις παραμέτρους που δόθηκαν από τον παραγωγό. Χρησιμοποίησε δεδομένα από τον δορυφόρο Landsat Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) σε μια περιοχή του Ηνωμένου Βασιλείου και έκανε ταξινόμηση για επτά διαφορετικές κατηγορίες κάλυψης γης. Τα αποτελέσματα της συγκεκριμένης ερευνητικής προσπάθειας καταλήγουν στο συμπέρασμα ότι ο αριθμός των καθορισμένων από τον χρήστη παραμέτρων που απαιτούνται από τους τυχαίους ταξινομητές δασών είναι μικρότερος από τον αριθμό που απαιτείται για τα SVM και είναι ευκολότερο να καθορισθεί.

Το 2008 οι Phan Thanh Noi και Martin Karpas εξέτασαν και σύγκριναν τις επιδόσεις μεταξύ των ταξινομητών Random Forest (RF), k-Nearest Neighbor (kNN), και Support Vector Machine (SVM) για ταξινόμηση χρήσης / κάλυψης γης χρησιμοποιώντας δεδομένα εικόνας Sentinel-2. Επέλεξαν μια περιοχή 30 × 30 km<sup>2</sup> στο Δέλτα του Κόκκινου Ποταμού (Red River) του Βιετνάμ έχοντας έξι τύπους χρήσης/κάλυψης γης και έκαναν την ταξινόμηση χρησιμοποιώντας 14 διαφορετικά μεγέθη δειγμάτων κατάρτισης, από 50 έως πάνω από 1250 εικονοστοιχεία/τάξη. Όλα τα αποτελέσματα ταξινόμησης έδειξαν υψηλή συνολική ακρίβεια (OA) που κυμαίνεται από 90% έως 95%. Μεταξύ των τριών ταξινομητών και των 14 υπό-δεδομένων, το SVM παρήγαγε την υψηλότερη OA με τη μικρότερη ευαισθησία στα μεγέθη δείγματος εκπαίδευσης, ακολουθούμενη διαδοχικά από RF και kNN. Σε σχέση με το μέγεθος του δείγματος, και οι τρεις ταξινομητές έδειξαν παρόμοια και υψηλή OA (πάνω από 93,85%) όταν το μέγεθος του δείγματος εκπαίδευσης ήταν αρκετά μεγάλο, δηλαδή μεγαλύτερο από 750 pixels / κλάση ή αντιπροσωπεύοντας μια περιοχή περίπου 0,25% της συνολικής μελέτης περιοχή.

Οι Rodriguez Galiano et al. 2012 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 μοντέλου 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.

### 3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφεται η περιοχή μελέτης, τα δορυφορικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν καθώς και οποιαδήποτε προεργασία υλοποιήθηκε στα δεδομένα προτού εφαρμοστεί η ταξινόμηση των δεδομένων. Στο υποκεφάλαιο 3.4 αναφέρονται επίσης όλες οι κατηγορίες ταξινόμησης που επιλέχθηκαν για τα πειράματα που ακολούθησαν με ταυτόχρονη περιγραφή της διαδικασίας παραγωγής των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου για τα μοντέλα ταξινόμησης στο 3.5. Τέλος στο υποκεφάλαιο 3.6 περιγράφονται τα βήματα της μεθοδολογίας της ταξινόμησης και στο επόμενο κεφάλαιο ακολουθούν τα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

#### 3.1 Περιοχή Μελέτης

Η περιοχή μελέτης ανήκει στη Περιφέρεια Ανατολικής Αττικής και στο σύνολο της περιλαμβάνει τμήματα από 5 Δήμους. Πιο συγκεκριμένα, το βορειοδυτικό της άκρο εμπίπτει στον Δήμο Διονύσου, το μεγαλύτερο μέρος Ανατολικά αποτελεί τμήμα του Δήμου Νέας Μάκρης, το Βόρειο άκρο της περιοχής μελέτης στον Δήμο της Ραφήνας-Πικερμίου και τέλος το Δυτικό κέντρο τμήμα στο Δήμο Αττικής. Η συγκεκριμένη περιοχή εμφανίζει μεγάλη ποικιλομορφία ως προς τα είδη κάλυψης γης, με μεγάλα ποσοστά αστικού ιστού αλλά και φυσικής βλάστησης και καλλιεργείων. Όσα περιγράφηκαν παραπάνω μπορούν να γίνουν πιο αντιληπτά με το παρακάτω Σχήμα το οποίο αποτελεί το σύνολο της περιοχής μελέτης.



Σχήμα 4 - Περιοχή Μελέτης με Όρια Δήμων

### 3.1.2 Γεωγραφία και Χαρακτηριστικά

Η περιοχή μελέτης εμφανίζει αυξομειώσεις στο ανάγλυφο της, αφού θεωρείται ως ημι-ορεινή περιοχή. Πιο συγκεκριμένα, το μεγαλύτερο υψόμετρο της περιοχής σε σχέση με την μέση στάθμη της θάλασσας εμφανίζεται στο δυτικό τμήμα και φτάνει σε ύψος τα 780 μέτρα. Στο ανατολικό τμήμα βρίσκεται το παραθαλάσσιο τμήμα της περιοχής το οποίο δεν εμφανίζει μεγάλες κλίσεις. Η περιοχή στην οποία βρίσκεται ο οικισμός στο Μάτι αλλά και της Νέας Μάκρης πρόκειται για μια πολύ χαρακτηριστική περιοχή στην οποία υπάρχει μίξη δασικών εκτάσεων και οικισμών (wildland urban interface – WUI). Τέτοιες περιοχές είναι πολυάριθμες σε όλο τον Ελλαδικό χώρο και μάλιστα χαρακτηρίζονται ζώνες με υψηλή επικινδυνότητα σε περιπτώσεις πυρκαγιών.

Στους συγκεκριμένους οικισμούς παρατηρείται πολύ έντονο το φαινόμενο της άτακτης δόμησης, αφού η περιοχή αναπτύχθηκε με άναρχο τρόπο, με αποτέλεσμα τα νόμιμα οικοδομικά τμήματά της να είναι λιγότερα από τα παράνομα. Επιπλέον, τις δεκαετίες '60 και '70 δόθηκαν άδειες για την τοποθέτηση λυόμενων κατοικιών ακόμα και σε πολύ μικρά οικοπέδα (250 τ.μ.). Πολλά από αυτά τα σπίτια αντικαταστάθηκαν από τους ιδιοκτήτες τους (συνήθως παράνομα) με μόνιμες και συνήθως μεγαλύτερες κατασκευές, με αποτέλεσμα η πρόσβαση στον αιγιαλό να είναι πρακτικά αδύνατη.

### 3.2 Δορυφορικά Δεδομένα

Οι πολυφασματικές εικόνες οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν για τις ανάγκες της παρούσας μελέτης προέρχονται από τον δορυφόρο **PLANETSCOPE** πριν την πυρκαγιά και από τον δορυφόρο **SUPERVIEW** λίγες μέρες μετά την πυρκαγιά.

Οι εικόνες που θα χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα εργασία έχουν τα παρακάτω χαρακτηριστικά:

- Η νεφοκάλυψη την ημέρα της λήψης πάνω από την περιοχή μελέτης δεν είναι μεγαλύτερη του 20%, ώστε να μην περιορίζεται η σωστή αναγνώριση των χαρακτηριστικών του εδάφους.

- Η ανάλυση των εικόνων είναι υψηλή, δηλαδή μεταξύ 0,5m-3,7m/pixel

- Οι δύο εικόνες απεικονίζουν την περιοχή μελέτης σε κοντινές χρονικές στιγμές πριν και μετά την φωτιά και έτσι υπάρχει πιο αντιπροσωπευτική οπτικοποίηση των διαφορών που προκάλεσε η πυρκαγιά.

- Οι διαστάσεις των δύο εικόνων είναι 15545 × 14449 pixel

- Οι δυο εικόνες έχουν μέγεθος ≈3510 MB

- Και μέγεθος εικονοστοιχείων 0,5 × 0,5

#### 3.2.1 Δορυφόρος PLANETSCOPE

Ο δορυφόρος PLANETSCOPE, που ονομάζεται και DOVE, αποτελείται από πολλαπλές αποστολές μεμονωμένων δορυφόρων DOVE (σμήνη των τριών). Ως εκ τούτου, η συνολική χωρητικότητα όλων αυτών των δορυφόρων που είναι σε τροχιά βελτιώνει συνεχώς τις ικανότητες και την ποσότητα των δεδομένων, με τις διάφορες τεχνολογικές βελτιώσεις να αναπτύσσονται με ταχύ ρυθμό. Η πιο πρόσφατη εξέλιξη είναι η λεγόμενη Built13. Κάθε νέα κατασκευή ενός δορυφόρου περιέχει βελτιώσεις σε σχέση με την προηγούμενη έκδοση. Προκειμένου να απεικονιστεί η γη σε παγκόσμιο επίπεδο, είναι απαραίτητο να χρησιμοποιηθεί ένα σύνολο δορυφόρων που ξεπερνούν τους 120 δορυφόρους (αυτό ισοδυναμεί με ημερήσια χωρητικότητα συλλογής 150 εκατομμυρίων km<sup>2</sup> / ημέρα). Ο συνήθης κύκλος λειτουργίας ενός τέτοιου σμήνους δορυφόρων

είναι η εκτόξευση, η τοποθέτηση τους σε τροχιά, η περίοδος λειτουργίας και τέλος ο παροπλισμός τους σε περίπου 2-3 χρόνια, όπως είναι και ο αναμενόμενος χρόνος ζωής τους. Βασικά χαρακτηριστικά και προδιαγραφές του δορυφόρου αυτού καθώς και των αισθητήρων που τον αποτελούν εμφανίζονται στο σχήμα που ακολουθεί παρακάτω.

MISSION CHARACTERISTICS	SATELLITE
	<b>PLANETSCOPE</b>
<b>Altitude</b>	475 km
<b>Revist Time</b>	1 day
<b>Sensor Type</b>	Four-Band frame Imager with a split-frame NIR filter
<b>Spectral Bands</b>	Blue: 455-515 nm Green: 500-590 nm Red: 590-670 nm Near-IR: 780-860 nm
<b>Ground Sampling Distance</b>	PAN: - MS: 3.7 m
<b>Swath width (nadir)</b>	24.6km x 16.4km
<b>Imaging Capacity/day</b>	150.000.000 km <sup>2</sup> /day
<b>Camera Dynamic Range</b>	12-bit

Πίνακας 1 - Προδιαγραφές του Δορυφόρου PLANETSCOPE

### 3.2.2 Δορυφόρος SUPERVIEW

Η διάταξη του συγκεκριμένου δορυφόρου αποτελείται από 4 πανομοιότυπους δορυφόρους VHR EO που τρέχουν κατά μήκος της ίδιας τροχιάς με διαφορά 90 ° μεταξύ τους. Οι πρώτοι δύο δορυφόροι εκτοξεύτηκαν τον Δεκέμβριο του 2016 και οι επόμενοι δυο τον Ιανουάριο του 2018. Προβλέπεται να ακολουθήσουν περισσότεροι δορυφόροι της συγκεκριμένης αποστολής μέχρι το 2022, ώστε να διασφαλιστεί η συνέχεια των υπηρεσιών απεικόνισης της Γης που προσφέρουν στους χρήστες τους παγκοσμίως. Οι δορυφόροι SuperView είναι εμπορικοί δορυφόροι πολύ υψηλής ανάλυσης που σχεδιάστηκαν, αναπτύχθηκαν και λειτουργούν από την Κίνα. Οι δυο πρώτοι δορυφόροι ήταν και οι πρώτοι εμπορικοί δορυφόροι της Κίνας με μεγάλη ευελιξία και με δυνατότητα πολλαπλών λειτουργιών απεικόνισης. Όταν και οι 4 δορυφόροι τις αποστολής λειτουργούν ταυτόχρονα, είναι ικανοί να συγκεντρώσουν πάνω από 2 εκατομμύρια τετραγωνικά χιλιόμετρα καθημερινά και να εξετάσουν εκ νέου οποιοδήποτε στόχο της επιφάνειας της Γης εντός μίας ημέρας. Δουλεύουν σε μια ευέλικτη πλατφόρμα που επιτρέπει έως ± 30 ° για κανονικές συλλογές και ± 45 ° για εξαιρετικές συλλογές. Το οπτικό ωφέλιμο φορτίο περιέχει μια κάμερα τύπου pushbroom με 0,5 m GSD (απόσταση δειγματοληψίας εδάφους) για μια παγχρωματική απεικόνιση και 2 m GSD σε τέσσερα υπερφασματικά κανάλια (κόκκινο, πράσινο, μπλε και NIR). Το πλάτος της παραγόμενης εικόνας είναι 12 χλμ. Βασικά χαρακτηριστικά και προδιαγραφές του δορυφόρου αυτού καθώς και των αισθητήρων που τον αποτελούν εμφανίζονται στο σχήμα που ακολουθεί παρακάτω.



MISSION CHARACTERISTICS	SATELLITE
	<b>SUPERVIEW</b>
<b>Altitude</b>	530 km
<b>Revist Time</b>	2 days
<b>Sensor Type</b>	Four-Band frame Imager with a split-frame NIR filter
<b>Spectral Bands</b>	Blue: 450-520 nm Green: 520-590 nm Red: 630-690 nm Near-IR: 770-890 nm
<b>Ground Sampling Distance</b>	PAN: 0.5 m MS: 2 m
<b>Swath width (nadir)</b>	12.1 km
<b>Imaging Capacity/day</b>	700.000 km <sup>2</sup> /day
<b>Camera Dynamic Range</b>	11-bit

Πίνακας 2 - Προδιαγραφές του Δορυφόρου SUPERVIEW

### 3.3 Προ-επεξεργασία Δορυφορικών Δεδομένων

Σε αυτό το υποκεφάλαιο περιγράφονται αναλυτικά όλες οι απαραίτητες διαδικασίες οι οποίες έγιναν στα πολυφασματικά δεδομένα προτού μπορέσουν να αξιοποιηθούν για την κυρίως μεθοδολογία. Τέτοιες διαδικασίες αποτέλεσαν η ατμοσφαιρική διόρθωση, η βελτίωση της χωρικής ανάλυσης, η κανονικοποίηση των φασματικών τιμών καθώς και ο υπολογισμός διαφόρων δεικτών που θα βοηθήσουν στην εφαρμογή της παρούσας έρευνας.

#### 3.3.1 Ατμοσφαιρική Διόρθωση

Τα δεδομένα που καταγράφονται από τους οπτικούς δορυφόρους (παθητικά συστήματα καταγραφής) καθώς και από τα αερομεταφερόμενα συστήματα στην ορατή και στην υπέρυθρη ζώνη του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος, , επηρεάζονται από την ύπαρξη της ατμόσφαιρας.

Ουσιαστικά οι αισθητήρες καταγράφουν την ανακλώμενη - εκπεμπόμενη ακτινοβολία, υπό την επίδραση της ατμόσφαιρας, όπως προκύπτει από το σύστημα Ήλιος - Στόχος (έδαφος) - Αισθητήρας Καταγραφής (δορυφόροι).

Η ατμόσφαιρα είναι ένα δυναμικό φυσικό σύστημα και πολλοί παράγοντες επηρεάζουν την ακτινοβολία που ανακλάται από την επιφάνεια της γης, σε σχέση με την ακτινοβολία που καταγράφεται από τα δορυφορικά συστήματα. Για το λόγο αυτό πρέπει να γίνουν οι απαραίτητες διορθώσεις προκειμένου να εξαλειφθεί η αλλοίωση που προκαλείται στην ακτίνα λόγω της επίδρασης της ατμόσφαιρας.

Αναλυτικότερα, η αλλοίωση αυτή της ακτινοβολίας προκαλείται γιατί ένα μέρος της σκεδάζει εξαιτίας της ατμόσφαιρας της Γής, άλλο μπορεί να απορροφηθεί και το υπόλοιπο να καταλήξει στον αισθητήρα του δορυφόρου. Ωστόσο, η επιφάνεια του πλανήτη μας δεν δέχεται μόνο την άμεση ακτινοβολία από τον ήλιο αλλά και τη διάχυτη που προέρχεται από την σκέδαση που μπορεί να υποστεί η άμεση ακτινοβολία στην ατμόσφαιρα πριν αυτή φτάσει στο έδαφος. Η

ακτινοβολία αυτή φτάνει τελικά στον δορυφορικό δέκτη είτε ανακλώμενη από την επιφάνεια του εδάφους είτε κατευθείαν από την ατμόσφαιρα και σε νέφη ως ακτινοβολία διαδρομής. Το άθροισμα όλων των παραπάνω συνιστωσών είναι και η τελική ακτινοβολία που καταγράφει ο αισθητήρας του δορυφόρου.

Η ατμοσφαιρική διόρθωση λοιπόν έχει ως σκοπό να παράξει εικόνες ανακλαστικότητας (reflectance scenes), μέσω της αφαίρεσης των επιδράσεων που προκαλεί η ατμόσφαιρα ως προς τη συνολική καταγεγραμμένη ένταση της ανακλώμενης ακτινοβολίας, από την οποία προκύπτει η πρωτογενής εικόνα του κάθε δορυφόρου.

Η δορυφορική εικόνα του δορυφόρου PLANETSCOPE συνδυάζοντας τη χρήση των τυπικών ατμοσφαιρικών μοντέλων με τη χρήση των δεδομένων από τον δέκτη MODIS που δίνουν αποτελέσματα σχετικά με τον όγκο υδρατμών, όζοντος και αερίων μπορεί να παράγει αξιόπιστες και συνεπείς εικόνες ανάκλασης. Οι ραδιομετρικές διορθώσεις εφαρμόζονται κατά τη διάρκεια της επεξεργασίας εδάφους και όλες οι εικόνες κλιμακώνονται σε ένα δυναμικό εύρος 16-bit (Bit Depth), ώστε το προϊόν να αποτελεί μια ορθοεικόνα στο σύστημα προβολής UTM/WGS'84. Συνεπώς, η εικόνα που χρησιμοποιούμε έχει υποστεί τις απαραίτητες ατμοσφαιρικές και ραδιομετρικές διορθώσεις από τους κατασκευαστές προτού δοθούν προς χρήση.

### 3.3.2 Βελτίωση Χωρικής Ανάλυσης

Στην παρούσα μελέτη κρίθηκε απαραίτητο το στάδιο της βελτίωσης της χωρικής ανάλυσης αφού τα κανάλια του PLANETSCOPE που χρησιμοποιήθηκαν κατά τη μεθοδολογία της ταξινόμησης διαθέτουν ανάλυση  $\approx 4\text{m}$  σε αντίθεση με τα αντίστοιχα κανάλια του δορυφόρου SUPERVIEW-1 ο οποίος παρέχει πολύ πιο υψηλή ανάλυση στα 50cm. Για το λόγο αυτό έπρεπε να γίνει επαναδειγματοληψία ή όπως είναι ο όρος στη διεθνή βιβλιογραφία "*resampling*". Η διαδικασία αυτή μπορεί να γίνει αμφίρροπα, δηλαδή μπορεί είτε να μετατραπεί η εικόνα με την καλύτερη ανάλυση σε χαμηλότερη ή το αντίθετο. Στη συγκεκριμένη έρευνα επιλέχθηκε να μην χαθεί καμία πληροφορία που παρέχεται από την υψηλή ανάλυση του δορυφόρου SUPERVIEW-1 και έτσι πραγματοποιήθηκε παρεμβολή στο πρόγραμμα QGIS (*resample to finer grid using interpolation*), δηλαδή μετατροπή της ανάλυσης της χαμηλότερης ανάλυσης εικόνας (coarser) στην ίδια ανάλυση με την υψηλότερη με δικυβική παρεμβολή. Στη μέθοδο αυτή η τιμή του κάθε εικονοστοιχείου (pixel) υπολογίζεται ως η μέση τιμή των γειτονικών εικονοστοιχείων και αποτελεί μια από τις πιο αποτελεσματικές μεθόδους από τις υπάρχουσες τουλάχιστον τυπικές μεθόδους.

### 3.3.3 Συνταύτιση Εικόνων – Image Co-Registration

Η συνταύτιση εικόνων αφορά τη διαδικασία εκείνη κατά την οποία γίνεται προβολή των εικονοστοιχείων μιας εικόνας, με επαναδειγματοληψία, στο σύστημα συντεταγμένων μια άλλης εικόνας. Τα δεδομένα μπορεί να είναι πολλαπλές φωτογραφίες, δεδομένα από διαφορετικούς αισθητήρες και χρόνους. Η συνταύτιση σε εφαρμογές όπως η παρούσα, είναι μια απαραίτητη διαδικασία προκειμένου να είναι δυνατή η σύγκριση των εικόνων αλλά και οποιαδήποτε επεξεργασία που πρόκειται να υλοποιηθεί σε αυτές. Τα διάφορα σετ εικόνων που χρησιμοποιούνται θα πρέπει σε κάθε περίπτωση να είναι υπερθέσιμα μεταξύ τους, δηλαδή το κάθε εικονοστοιχείο της μιας εικόνας να απεικονίζει ακριβώς το ίδιο στοιχείο/χαρακτηριστικό και στην δεύτερη εικόνα.

Η συνταύτιση εικόνων στην παρούσα εργασία πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον MATLAB χρησιμοποιώντας τη μέθοδο NCC (Normalized Cross-Correlation). Το αποτέλεσμα αυτής εμφάνισε αρκετά προβλήματα, παρά την εκτενή προσπάθεια επιλογής βέλτιστων παραμέτρων για τη λειτουργία του αλγορίθμου

Αρχικά, το ανάγλυφο της περιοχής μελέτης δεν ήταν ομαλό με αποτέλεσμα σημεία τα οποία βρίσκονται σε πιο ψηλά σημεία να εμφανίζουν αποκλίσεις στις δυο εικόνες. Σημεία τα οποία βρίσκονται σε επίπεδες περιοχές δεν εμφανίζουν τόσο μεγάλες αποκλίσεις. Επιπλέον, σημαντικό ρόλο έχει και η κλίση με την οποία οι δέκτες των δορυφόρων λαμβάνουν την λήψη.

Δυστυχώς, τα δεδομένα με τα οποία διεξήχθησαν τα πειράματα της εργασίας δεν είναι απολύτως υπερθέσιμα με πιθανό αρνητικό αντίκτυπο στα αποτελέσματα.

### 3.3.4 Κανονικοποίηση των Φασματικών Τιμών

Οι εικόνες οι οποίες βλέπουμε απεικονίζονται στον υπολογιστή ως πίνακες τιμών εικονοστοιχείων. Αυτό σημαίνει πως κάθε εικονοστοιχείο αυτής έχει μια συγκεκριμένη ακέραια τιμή η οποία κυμαίνεται από  $0 - 2^n$  με  $n$ , ίσο με τα bits της εικόνας. Πιο συγκεκριμένα, οι ασπρόμαυρες εικόνες είναι ένας πίνακας τιμών pixel, ενώ οι έγχρωμες εικόνες έχουν μια ξεχωριστή συστοιχία τιμών εικονοστοιχείων για κάθε χρωματικό κανάλι, όπως το κόκκινο, το πράσινο και το μπλε. Οι τιμές των pixel μπορούν να παρουσιαστούν απευθείας σε νευρωνικά μοντέλα δικτύου σε μορφή RAW, αυτό μπορεί να οδηγήσει σε προκλήσεις κατά τη διάρκεια της μοντελοποίησης, όπως στην πιο αργή από την αναμενόμενη εκπαίδευση του μοντέλου. Πριν την εφαρμογή αλγορίθμων μηχανικής μάθησης συνίσταται η πρακτική της κανονικοποίησης των φασματικών τιμών στην κλίμακα  $0 - 1$ . Στην πράξη η κανονικοποίηση υλοποιήθηκε σε κάθε κανάλι της κάθε εικόνας ξεχωριστά, διαιρώντας την εκάστοτε τιμή κάθε εικονοστοιχείου με την μέγιστη των εικονοστοιχείων όλης της εικόνας.

Τα παραπάνω πραγματοποιήθηκαν στην γλώσσα προγραμματισμού Python. Αρχικά φορτώθηκε η εικόνα και εν συνεχεία έγινε μετατροπή της σε μορφή πίνακα NumPy. Αναγράφηκε η μορφή των πινάκων και στη συνέχεια ζητήθηκε από τον αλγόριθμο να υπολογίσει και να εμφανίσει την μέγιστη (maximum) και ελάχιστη (minimum) τιμή των εικονοστοιχείων σε όλα τα φασματικά κανάλια των δύο εικόνων και στη συνέχεια έγινε η τελική διαίρεση όλων των εικονοστοιχείων με την μέγιστη τιμή αυτών. Τέλος ζητήθηκε από τον αλγόριθμο να αποθηκεύσει τους νέους διαδιάστατους πίνακες που δημιουργήθηκαν σε μορφή εικόνων (.Tiff) και να αποθηκευτούν εκ νέου.

Τα νέα φασματικά κανάλια στη συνέχεια έπρεπε να συνενωθούν ξανά ώστε να παραχθούν τελικά οι δύο κανονικοποιημένες εικόνες πριν και μετά τη πυρκαγιά.

### 3.3.5 Παραγωγή Φασματικού Κύβου

Στο επόμενο βήμα δημιουργείται ένας φασματικός κύβος. Ο κύβος αποτελεί μια νέα εικόνα η οποία δημιουργήθηκε από παράθεση των καναλιών των δυο εικόνων που χρησιμοποιήθηκαν. Η δημιουργία ενός τέτοιου διαχρονικού κύβου στην παρούσα εργασία ήταν απαραίτητη, αφού ο στόχος αυτής είναι η αναγνώριση μεταβολών που έχουν επέλθει στην περιοχή μελέτης μετά την πυρκαγιά μέσω ταξινόμησης.

Ο πρώτος κύβος που δημιουργήθηκε περιέχει μόνο τα κανάλια των δυο εικόνων, δηλαδή συνολικά αποτελείται από οκτώ κανάλια. Στο δεύτερο πείραμα προστέθηκαν και επιπλέον 3 τηλεπισκοπικοί δείκτες για κάθε εικόνα, όπως περιγράφηκε και παραπάνω. Οι δείκτες αυτοί προστέθηκαν ώστε να αναλυθούν τυχόν βελτιώσεις ή και διαφορές στην ταξινόμηση σε σχέση με τα πρώτα πειράματα. Με την προσθήκη λοιπόν και των δεικτών ο τελικός κύβος του δεύτερου πειράματος απαρτίζεται συνολικά από 14 κανάλια.

### 3.4 Κατηγορίες Ταξινόμησης

Για να εντοπιστούν οι διάφορες κατηγορίες κάλυψης γης, εφαρμόστηκε φωτοερμηνεία στις πολυφασματικές εικόνες και επικουρικά χρησιμοποιήθηκε το υπόβαθρο του CORINE LANDCOVER και του Natura 2000. Ωστόσο, πολύ λίγες από τις κατηγορίες που εμπεριέχονται στα προαναφερθέντα βοηθητικά δεδομένα φάνηκαν χρήσιμες και αξιοποιήθηκαν. Σημειώνεται πως στην εργασία αυτή δεν χρησιμοποιήθηκαν κατηγορίες χρήσης αλλά κάλυψης γης.

Αναγκαία ήταν και η εκτενέστερη ανάλυση συγκεκριμένων κατηγοριών με βάση τα ειδικά φασματικά χαρακτηριστικά τους, όπως παραδείγματος χάρη οι κατηγορίες της βλάστησης. Οι κατηγορίες οι οποίες αφορούν καλλιέργειες υλοποιήθηκαν με τη βοήθεια του CORINE και γεωχωρικά δεδομένα του ΟΠΕΚΕΠΕ. Σημειώνεται πως οι κατηγορίες καλλιεργειών οι οποίες απαντώνται στην περιοχή μελέτης και ψηφιοποιήθηκαν είναι κυρίως σταθερές καλλιέργειες και συγκεκριμένα ελαιώνες και αμπέλια.

Η ταξινόμηση που επιχειρείται στην εργασία αυτή αφορά εκτός από τις σταθερές κατηγορίες και τον εντοπισμό και ταξινόμηση των μεταβολών, οι οποίες υπάρχουν μετά από τη πυρκαγιά που έπληξε την περιοχή μελέτης τον Ιούλιο του 2018. Βέβαια οι μεταβολές αυτές μπορούν να οφείλονται επίσης και στα διαφορετικά χαρακτηριστικά της σκηνής (π.χ. φαινολογία) λόγω της διαφορετικής χρονικής στιγμής της λήψης των δύο δορυφορικών εικόνων και όχι απαραίτητα από την πυρκαγιά. Συνεπώς, δημιουργήθηκαν και κατηγορίες που αφορούν τις μεταβολές αυτές και αφορούν την βλάστηση.

Τελικά, προέκυψαν 16 κατηγορίες κάλυψης γης για την περιοχή μελέτης όπως φαίνονται στον πίνακα 3 που ακολουθεί:

Class No.	Name	Code Name
1	Χώμα σε βλάστηση / Bare Soil to Vegetation	STV
2	Χώμα / Bare Soil	STS
3	Βράχος / Bare Rock	BRK
4	Αραιή Χαμηλή Βλάστηση σε Καμένη Βλάστηση / Spare Low Vegetation (Burned)	SLV_B
5	Αραιή Χαμηλή Βλάστηση / Spare Low Vegetation (UNBurned)	SLV_UNB
6	Πυκνή Χαμηλή Βλάστηση σε Καμένη Βλάστηση / Dense Low Vegetation (Burned)	DLV_B
7	Πυκνή Χαμηλή Βλάστηση / Dense Low Vegetation (UNBurned)	DLV_UNB
8	Δάσος σε Καμένο Δάσος / Forest (Burned)	FOR_B
9	Δάσος / Forest (UNBurned)	FOR_UNB
10	Καλλιέργειες Ελαιόδεντρων / Olive Groves	OLIVE
11	Καλλιέργειες Αμπελιών / Vineyards	VINE
12	Θάλασσα / Sea	SEA
13	Κτίρια με Τσιμεντένια Οροφή / Concrete-Roof Buildings	CRB
14	Κτίρια με Κεραμοσκεπή / Tiled-Roof Buildings	TRB
15	Δρόμοι / Roads	RDS
16	Πισίνες / Pools	PLS

Πίνακας 3 - Κατηγορίες Ταξινόμησης

### 3.5 Δημιουργία Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου

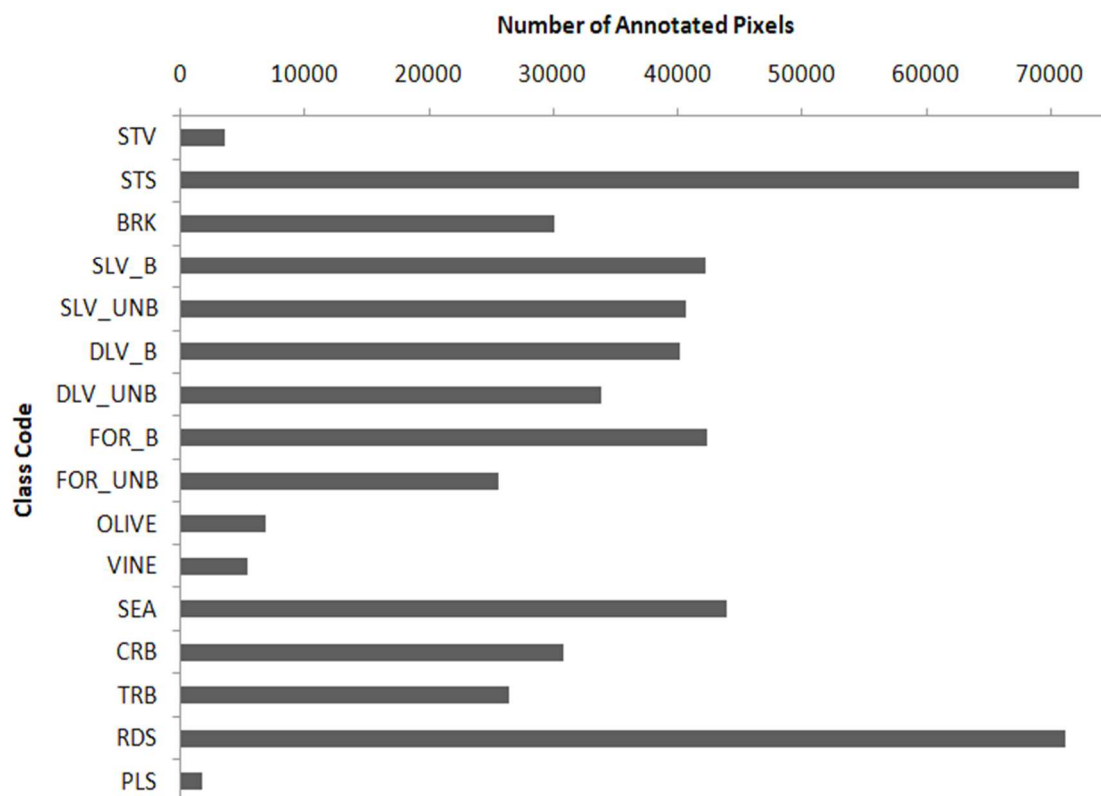
Στην επιστήμη της Τηλεπισκόπησης τα δεδομένα τα οποία συλλέγονται για μία συγκεκριμένη περιοχή προκειμένου να γίνουν διάφορες επεξεργασίες σε αυτή, όπως η δημιουργία θεματικών χαρτών, αποδίδονται συχνά με τον όρο "ground truth". Τα δεδομένα αυτά συσχετίζουν περιοχές της εικόνας με πραγματικά χαρακτηριστικά και στοιχεία του εδάφους. Για να γίνει λοιπόν αυτή

η συσχέτιση θα πρέπει να γίνει η επιλογή και ψηφιοποίηση επαρκούς αριθμού δειγμάτων, ενώ όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο θα πρέπει να είναι όσο το δυνατόν πιο αντιπροσωπευτικά για την κάθε κατηγορία που παράγονται. Η διαδικασία αυτή είναι εκείνη που θα δώσει τα τελικά αποτελέσματα και σίγουρα πρέπει να αποφευχθούν ανακρίβειες και λάθη.

Στη εργασία αυτή συλλέχθηκε ένας πολύ μεγάλος αριθμός εικονοστοιχείων για κάθε κατηγορία και συγκεκριμένα δημιουργήθηκαν πολύγωνα πολύ μικρών διαστάσεων (10-15 pixel), ώστε να αποφευχθεί όσο το δυνατόν περισσότερο η ανάμιξη δευτερευόντων κατηγοριών που δεν ανήκουν στην εκάστοτε κατηγορία μελέτης. Έτσι, δημιουργήθηκαν πολλά μικρά πολύγωνα, ένα ποσοστό των οποίων στην συνέχεια θα χρησιμοποιηθεί για την εκπαίδευση του αλγορίθμου και το υπόλοιπο για τον έλεγχο των αποτελεσμάτων της τελικής ταξινόμησης.

Για τις ειδικές ανάγκες της παρούσας εργασίας η δημιουργία των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου δεν θα πρέπει να βασιστεί μόνο στην φωτοερμηνεία της μίας εικόνας αλλά και στις δυο ταυτόχρονα. Αυτό γιατί δεν επιχειρείται η ταξινόμηση μόνο της μιας εικόνας, αλλά η ταξινόμηση τόσο των σταθερών των κατηγοριών της περιοχής μελέτης αλλά κυρίως και των μεταβολών που υπάρχουν ανάμεσα στις δύο εικόνες.

Το σχήμα το οποίο ακολουθεί απεικονίζει το συνολικό πλήθος των εικονοστοιχείων για όλες τις κατηγορίες οι οποίες δημιουργήθηκαν. Μεγάλο είναι το πλήθος που απαντάται στις κατηγορίες του χώματος (STS) και των δρόμων (RDS). Αυτό συμβαίνει διότι οι συγκεκριμένες κατηγορίες όπως έχει ήδη αναφερθεί εμφανίζουν παρόμοιες φασματικές συμπεριφορές, έτσι για να είναι πιο εύκολη η διαφοροποίηση αυτών από τον αλγόριθμο πάρθηκε μεγαλύτερο δείγμα.



Σχήμα 5 – Πλήθος Εικονοστοιχείων για κάθε Κατηγορία

### 3.6 Βήματα Ταξινόμησης

Στο παρόν κεφάλαιο αναλύονται οι επιμέρους διαδικασίες οι οποίες ακολουθήθηκαν και αφορούν την διαδικασία της ταξινόμησης. Πιο συγκεκριμένα στο υποκεφάλαιο 3.6.1 αναλύεται η διαδικασία δημιουργίας των δεδομένων αναφοράς (Ground Truth), ενώ στο 3.6.2 ο τρόπος με τον οποίο έγινε ο διαχωρισμός των δεδομένων εκπαίδευσης από των δεδομένων ελέγχου. Η διαδικασία αυτή είναι ουσιαστικά το ζητούμενο της μελέτης, αφού στόχος είναι η δημιουργία ενός θεματικού χάρτη ο οποίος απεικονίζει όλες τις κατηγορίες οι οποίες υπάρχουν στην περιοχή μελέτης.

#### 3.6.1 Πίνακας Χαρακτηριστικών και Διάνυσμα των Annotations

Οι αλγόριθμοι οι οποίοι χρησιμοποιούνται κατά κύριο λόγο για την επιβλεπόμενη ταξινόμηση απαιτούν για την εκπαίδευση τους δυο σύνολα δεδομένων. Το πρώτο αφορά το σύνολο των διανυσμάτων των χαρακτηριστικών τιμών του κάθε εικονοστοιχείου και το ονομάζουμε διάνυσμα  $X$ . Το συγκεκριμένο διάνυσμα περιέχει πληροφορίες για τα εικονοστοιχεία εκείνα τα οποία γνωρίζουμε που ανήκουν. Για τα εικονοστοιχεία αυτά πρέπει υποχρεωτικά να είναι γνωστές οι κατηγορίες κάλυψης γης στις οποίες ανήκουν. Για το λόγο αυτό όπως αναφέρθηκαν και παραπάνω δημιουργήθηκαν δεδομένα εκπαίδευσης, δηλαδή πολύγωνα για κάθε γνωστή κατηγορία πάνω στην περιοχή μελέτης. Η πληροφορία για την θέση των ζητούμενων εικονοστοιχείων, βρίσκεται στην εικόνα με τα δεδομένα αναφοράς. Ουσιαστικά τα δεδομένα αυτά θα αντλήσουν όλες τις τιμές των εικονοστοιχείων κατά μήκος όλων των καναλιών του φασματικού κύβου για τις συγκεκριμένες θέσεις οι οποίες υλοποιήθηκαν κατά τη δημιουργία των δεδομένων αναφοράς. Ωστόσο για την ταξινόμηση δεν αρκεί μόνο το διάνυσμα αυτό αφού θα πρέπει να οριστούν για τις αντίστοιχες θέσεις των γνωστών πολυγώνων και η κατηγορία στην οποία ανήκουν. Για το σκοπό αυτό δημιουργήθηκε και το δεύτερο σύνολο δεδομένων, το οποίο και ονομάζουμε διάνυσμα  $Y$  και είναι ένα διάνυσμα-στήλη το οποίο περιέχει την κατηγορία κάλυψης γης που αντιστοιχεί σε κάθε εικονοστοιχείο. Ωστόσο η πληροφορία αυτή δεν είναι ακόμα σε θέση να χρησιμοποιηθεί, αφού ακόμη εμπεριέχει και αυτή τις τιμές των εικονοστοιχείων της εικόνας με τα δεδομένα αναφοράς. Βρίσκεται δηλαδή ακόμη εντός των προηγούμενων συνόλων αναφοράς. Για να υλοποιηθούν λοιπόν σωστά τα δεδομένα του διανύσματος  $Y$ , ορίστηκε συγκεκριμένος αριθμός από το 1 μέχρι το 16, ο οποίος χαρακτηρίζει την κάθε κατηγορία. Έτσι, δημιουργήθηκε μια νέα εικόνα η οποία είναι στις ίδιες ακριβώς διαστάσεις με τον φασματικό κύβο και η οποία έχει τιμές 0 για όλα τα εικονοστοιχεία τα οποία δεν ανήκουν σε κάποιο πολύγωνο από τα δεδομένα εκπαίδευσης-ελέγχου, ενώ τα εικονοστοιχεία που ανήκουν σε αυτά έχουν τις αντίστοιχες τιμές των κατηγοριών τους. Τελικά, ο αλγόριθμος της ταξινόμησης θα αντιστοιχίσει τις θέσεις όπου το διάνυσμα  $Y$  δεν έχει τιμές μηδενικές με τις αντίστοιχες τιμές του διανύσματος  $X$ .

#### 3.6.2 Διαχωρισμός Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου

Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω έχουν δημιουργηθεί τα δεδομένα αναφοράς για όλες τις κατηγορίες χρήσης γης (και των σταθερών και εκείνων που μεταβάλλονται). Τα δεδομένα αναφοράς θα μοιραστούν μέσω διαχωρισμού των δεδομένων εκπαίδευσης με εκείνων που θα χρησιμοποιηθούν για τον έλεγχο της ταξινόμησης. Όπως ορίστηκε και παραπάνω, το διάνυσμα  $X$  θα περιέχει πληροφορία μόνο για τα εικονοστοιχεία για τα οποία γνωρίζουμε (από τα δεδομένα εκπαίδευσης) σε ποια κατηγορία κάλυψης γης αντιστοιχούν, ενώ το  $Y$  είναι το διάνυσμα-στήλη το οποίο περιέχει την κατηγορία κάλυψης γης που αντιστοιχεί σε κάθε εικονοστοιχείο. Έχοντας παραχθεί τα παραπάνω θα πρέπει να γίνει διαχωρισμός τους σε  $X_{train}$ ,  $y_{train}$  και  $X_{test}$ ,  $y_{test}$ .

Στην παρούσα εργασία αποφασίστηκε να παραχθούν αποτελέσματα της ταξινόμησης για διάφορες αναλογίες ποσοστών μεταξύ δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου. Δηλαδή από το σύνολο των δεδομένων αναφοράς (Ground-Truth) ένα ποσοστό χρησιμοποιείται για να εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος και ένα άλλο για να προσδιορίζει το ποσοστό των εικονοστοιχείων που κατάφερε ο ταξινομητής να ταξινομήσει ορθά. Ουσιαστικά ο αλγόριθμος λειτουργεί ως εξής, εκπαιδεύεται το μοντέλο με το αντίστοιχο  $X_{train}$  και το  $y_{train}$ . Έπειτα, δοκιμάστηκε στο  $X_{test}$ , χωρίς όμως να του αποκαλυφθεί το  $y_{test}$ . Έτσι, πρόέβλεψε 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.

Οι αναλογίες αυτές για τα δεδομένα εκπαίδευσης ξεκινούν με τη χρήση μόνο του 2% του συνόλου και φτάνουν μέχρι και το 90%.

## 4. ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

Σε αυτό το κεφάλαιο, παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης με τη χρήση του ταξινομητή Random Forest στους δυο φασματικούς κύβους που δημιουργήθηκαν. Σημειώνεται πως τα πειράματα τα οποία διεξήχθησαν στο σημείο αυτό αφορούν και τους δυο φασματικούς κύβους και χρησιμοποιούν διαφορετικά ποσοστά του συνολικού όγκου δεδομένων για την εκπαίδευση του αλγορίθμου. Συγκεκριμένα χρησιμοποιήθηκαν για την ταξινόμηση ποσοστά 2%, 5%, 10%, 20%, 30%, 40%, 50%, 60%, 70%, 80% και 90%. Τα αποτελέσματα αυτά αξιολογήθηκαν με την χρήση στατιστικών στοιχείων που απορρέουν από τους πίνακες σύγχυσης (Confusion Matrix) και αναλύονται για τον καλύτερο συνδυασμό επιλογής δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου κάθε φορά. Ο συνδυασμός αυτός ερμηνεύεται από τα συνολικά ποσοστά ακρίβειας και αξιοπιστίας που προκύπτουν από κάθε πείραμα.

Επιπλέον, οι χάρτες που περιέχουν τις πληροφορίες των ταξινομημένων στοιχείων της περιοχής μελέτης για τα αντίστοιχα δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου, αξιολογούνται και ποιοτικά / φωτοερμηνευτικά προς επιμέρους διερεύνηση της αξιοπιστίας των αποτελεσμάτων.

Όσο μεγαλύτερη είναι η χρήση δεδομένων εκπαίδευσης που θα δοθεί στον αλγόριθμο, η χρονική απαίτηση για την εξαγωγή αποτελεσμάτων θα είναι μεγαλύτερη. Για το λόγο αυτό διερευνάται αν η επιλογή ενός μεγάλου ποσοστού δεδομένων για την εκπαίδευση του ταξινομητή μπορεί να επιφέρει ακόμα καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με την χρήση ενός μικρότερου ποσοστού, ώστε να αξίζει το χρονικό κόστος για την παραγωγή του ταξινομημένου χάρτη.

### 4.1 Ποσοτική Αξιολόγηση Αποτελεσμάτων

#### 4.1.1 Πείραμα με Κύβο 8 Καναλιών

Σε αυτό το πείραμα χρησιμοποιήθηκε ο πρώτος κύβος ο οποίος όπως αναλύθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο αποτελείται μόνο από τα κανάλια των εικόνων για τις δύο ημερομηνίες. Τα κανάλια αυτά είναι κατά σειρά το μπλε, πράσινο, κόκκινο και το κοντινό υπέρυθρο (NIR) του πρώτου δορυφόρου που λήφθηκε πριν την πυρκαγιά και ακολουθούν με την ίδια σειρά τα αντίστοιχα κανάλια του δεύτερου δορυφόρου με λήψη λίγες ημέρες μετά την πυρκαγιά.

Όσον αφορά τα αποτελέσματα του πειράματος αυτού, τα ποσοστά των δεικτών αξιολόγησης που αφορούν στην ολική ακρίβεια της ταξινόμησης των κατηγοριών μεταβολών ή μη μεταβολών (Overall Accuracy) εμφανίζουν μια συνεχή άνοδο ξεκινώντας από την ακρίβεια της τάξης του 91% (για ποσοστό εκπαίδευσης 2%) με αυξητικό βαθμό και δείχνει πως σταθεροποιείται μετά την χρήση του ποσοστού 30% ως δεδομένα εκπαίδευσης στην τάξη του 98%. Τα καλύτερα αποτελέσματα σταθερών κατηγοριών, που δεν έχουν υποστεί δηλαδή μεταβολές μεταξύ των δύο ημερομηνιών λήψης, είναι οι κατηγορίες του χρώματος (STS), της γυμνής πέτρας (BRK), της αραιής βλάστησης (SLV\_UNB), της πυκνής βλάστησης (DLV\_UNB), των δασικών εκτάσεων/ψηλών δέντρων (FOR\_UNB), της κατηγορίας της θάλασσας (SEA), των κτιρίων με τιμμεντένια σκεπή (CRB) των δρόμων (RDS) και των πισινών (PLS). Πολύ καλά αποτελέσματα φαίνεται πως δίνουν και οι μεταβλητές κατηγορίες του χρώματος που μετατρέπεται σε βλάστηση (STV), της αραιής βλάστησης που κάηκε (SLV\_B), της πυκνής βλάστησης που κάηκε (DLV\_B) και των δασών που κάηκαν (FOR\_B). Τέλος, οι κατηγορίες οι οποίες εμφανίζουν προβλήματα σε σχέση με την ακρίβεια τους είναι η κατηγορία των ελαιόδέντρων (OLIVE) και των αμπελιών



(VINE). Αυτό οφείλεται στο γεγονός ότι ο αλγόριθμος δεν κατάφερε να αναγνωρίσει τις δύο σταθερές αυτές κατηγορίες γιατί πιθανώς εμφανίζουν πολύ κοντινά φασματικά χαρακτηριστικά με άλλες κατηγορίες κάλυψης γης. Οι κατηγορίες με τις οποίες τις συγχέει ο αλγόριθμος θα αναφερθούν αναλυτικότερα στο επόμενο υποκεφάλαιο. Όχι τόσο καλά αποτελέσματα τα οποία βελτιώνονται βαθμιαία μετά την χρήση του 10% των δεδομένων δίνει και η σταθερή κατηγορία των κτιρίων με κεραμοσκεπή (TRB). Πρέπει φυσικά να αναφερθεί πως ο αλγόριθμος δεν είναι αξιόπιστος στα πρώτα αποτελέσματα στα οποία χρησιμοποιεί μικρό ποσοστό των δεδομένων για να εκπαιδευτεί. Συγκεκριμένα, τα αποτελέσματα τα οποία θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν είναι εκείνα μετά του ποσοστού του 20%, όπου η τιμή της ακρίβειας φαίνεται να βελτιώνεται συστηματικά και να σταθεροποιείται σε ποσοστό κοντά στο 98%.

Τα αποτελέσματα τα οποία προέκυψαν στα ποσοστά των δεικτών αξιολόγησης των Producer's Accuracy (PA), User's Accuracy (UA) και Overall Accuracy σε όλες τις αναλογίες μεταξύ training-testing sets, παρουσιάζονται στον πίνακα ο οποίος ακολουθεί.

8 BANDS CUBE		TRAINING SETS (%)																						
		2% - 98%		5% - 95%		10% - 90%		20% - 80%		30% - 70%		40% - 60%		50% - 50%		60% - 40%		70% - 30%		80% - 20%		90% - 10%		
		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		ACCURACY METRICS		
CATEGORIES	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%		
	STV	90%	94%	94%	97%	96%	98%	98%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	
	STS	94%	91%	96%	95%	98%	97%	99%	99%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	
	BRK	91%	95%	94%	97%	96%	98%	98%	99%	98%	99%	99%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	
	SLV_B	93%	96%	97%	98%	98%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	
	SLV_UNB	88%	96%	91%	97%	94%	98%	96%	99%	97%	99%	97%	99%	98%	100%	98%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	
	DLV_B	82%	89%	88%	91%	92%	95%	95%	96%	96%	97%	97%	98%	97%	98%	98%	99%	98%	99%	98%	99%	99%	99%	
	DLV_UNB	94%	92%	96%	95%	98%	96%	98%	97%	99%	98%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	99%	
	FOR_B	88%	82%	91%	88%	95%	92%	96%	95%	97%	96%	98%	97%	98%	97%	99%	98%	99%	98%	99%	99%	99%	99%	
	FOR_UNB	89%	93%	94%	94%	95%	97%	96%	98%	97%	98%	98%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	
	OLIVE	69%	26%	81%	40%	88%	52%	93%	70%	96%	77%	94%	77%	97%	83%	96%	86%	97%	90%	98%	90%	96%	89%	
	VINE	84%	61%	88%	72%	91%	82%	95%	88%	97%	92%	96%	93%	97%	94%	98%	95%	98%	96%	98%	97%	98%	97%	
	SEA	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
	CRB	95%	90%	97%	92%	98%	94%	99%	96%	99%	97%	100%	98%	99%	98%	99%	98%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	99%
TRB	89%	83%	93%	88%	95%	92%	97%	96%	97%	97%	98%	97%	99%	98%	99%	98%	99%	98%	99%	99%	98%	99%	99%	
RDS	93%	90%	95%	94%	97%	96%	98%	98%	99%	98%	99%	99%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	99%	99%	100%	99%	99%	
PLS	100%	93%	100%	98%	100%	100%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	
OVERALL ACCURACY	91,09%		94,02%		96,07%		97,63%		98,29%		98,68%		98,68%		99,08%		99,11%		99,27%		99,33%			

Πίνακας 4 – Ακρίβειες Αποτελεσμάτων για όλες τις αναλογίες στο 1<sup>ο</sup> Πείραμα των 8 Καναλιών

Πολύ υψηλά ποσοστά δεικτών αξιολόγησης ακρίβειας σημειώνουν από την αρχή οι κατηγορίες STV, STS, BRK, SLV\_B, DLV\_UNB, SEA, CRB, RDS και PLS. Στην συνέχεια ακολουθούν τα αποτελέσματα των ποσοτικών δεικτών αξιολόγησης του πειράματος με τον φασματικό κύβο των 14 καναλιών.

#### 4.1.2 Πείραμα με Κύβο 14 Καναλιών

Στη συγκεκριμένη υποενότητα αναλύονται τα αποτελέσματα των ποσοτικών δεικτών αξιολόγησης τα οποία προέκυψαν από την ταξινόμηση για τον κύβο των 14 καναλιών. Σημειώνεται πως ο κύβος αυτός περιέχει και τα 8 κανάλια τα οποία είχε και ο προηγούμενος κύβος με την διαφορά ότι προστέθηκαν και επιπλέον άλλα τρία κανάλια για κάθε δορυφόρο, τα οποία αποτελούν δείκτες που δημιουργήθηκαν, όπως και αναλύθηκαν σε αντίστοιχο κεφάλαιο. Οι ποσοτικοί δείκτες οι οποίοι αξιολογούνται επικεντρώνονται στα ποσοστά των Producer Accuracy, User Accuracy και της Overall Accuracy, σε όλα τα πειράματα των διαφόρων

αναλογιών μεταξύ των σετ εκπαίδευσης και ελέγχου όπως ακριβώς και στο προηγούμενο πείραμα.

Σε όλες τις αναλογίες μεταξύ δεδομένων εκπαίδευσης-ελέγχου, τα ποσοστά της συνολικής ακρίβειας των πειραμάτων (Overall Accuracy) κυμαίνονται μετά από κάποιο σημείο σταθερά 98% με 99%. Τα ποσοστά αυτά από την πρώτη κιάλας αναλογία του 2% - 98% φαίνονται πολύ βελτιωμένα ειδικά κατά τις κατηγορίες οι οποίες προηγουμένως εμφάνιζαν ελαττώματα στην κατηγοριοποίηση τους. Συγκεκριμένα οι κατηγορίες οι οποίες βελτιώθηκαν στα πρώτα πειράματα αισθητά είναι οι FOR\_UNB, OLIVE, VINE, STS, TRB που αποτελούν όλες σταθερές κατηγορίες. Οι πρώτες τρεις είναι κατηγορίες βλάστησης και η βελτίωση της ακρίβειας τους αποδίδεται καθαρά στην προσθήκη του δείκτη βλάστησης (NDVI), που θεωρείται ότι βοήθησε τον ταξινομητή να αναγνωρίσει πιο σωστά τις κατηγορίες αυτές, ή να τις διαχωρίσει μεταξύ τους, αφού ανήκοντας στην ίδια γενική κατηγορία εμφανίζουν παρόμοιο φασματικό χαρακτήρα. Οι επόμενες δύο κατηγορίες αφορούν κατηγορίες που σχετίζονται με το χρώμα. Η κατηγορία των κτιρίων με κεραμοσκεπή δεν αποτελεί αμιγώς κατηγορία χρώματος αλλά επειδή τα κεραμίδια είναι κατασκευασμένα με υλικά του χρώματος, η φασματική τους υπογραφή είναι παρεμφερής. Η βελτίωση λοιπόν της κατηγορίας του χρώματος αποδίδεται τόσο στην προσθήκη του δείκτη βλάστησης, αλλά και στην προσθήκη του τροποποιημένου εδαφικά προσαρμοσμένου δείκτη βλάστησης 2 (Modified Soil-adjusted Vegetation Index - MSAVI2) που διορθώνει την φωτεινότητα του εδάφους σε διαφορετικές συνθήκες κάλυψης της βλάστησης. Οι παραπάνω προσθήκες των δυο αυτών δεικτών επέφεραν τον πλήρη διαχωρισμό της αραιής χαμηλής βλάστησης από ένα γυμνό έδαφος, κατηγορίες οι οποίες εμφάνιζαν σφάλματα μεταξύ τους.

Αξίζει να σημειωθεί πως η αύξηση της ακρίβειας στις παραπάνω κατηγορίες φτάνει ακόμα και το 16% από την πρώτη κιάλας αναλογία (του 2%-98%) και μάλιστα το ποσοστό αυτό αυξήθηκε στην κατηγορία των αμπελιών (VINE) που στο πρώτο πείραμα η κατηγορία αυτή μαζί και των ελαιοδέντρων (OLIVE) εμφάνιζαν τις μικρότερες ακρίβειες. Επιπλέον, η κατηγορία των ελαιοδέντρων ακολουθεί μια συνεχή βελτιωτική πορεία σε σχέση με το πρώτο πείραμα με αποκορύφωση στην αναλογία 40%-60% που αγγίζει το ποσοστό του 12%.

Τα αποτελέσματα τα οποία προέκυψαν στα ποσοστά των δεικτών αξιολόγησης των Producer's Accuracy (PA), User's Accuracy (UA) και Overall Accuracy σε όλες τις αναλογίες μεταξύ training-testing sets, παρουσιάζονται στον πίνακα ο οποίος ακολουθεί.

Για την εποπτική κατανόηση των παραπάνω αναλύσεων, δημιουργήθηκε ένας πίνακας ο οποίος δείχνει την διαφορά των ακριβειών για κάθε αναλογία δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου από τον κύβο των 14 καναλιών σε σχέση με εκείνον των 8 καναλιών. Πιο συγκεκριμένα, με λευκό χρώμα απεικονίζονται τα κελιά των οποίων η ακρίβεια ούτε βελτιώθηκε ούτε ελαττώθηκε παρέμεινε δηλαδή σταθερή (<1%). Με πράσινο χρώμα απεικονίζονται τα κελιά στα οποία υπήρξε βελτίωση της ακρίβειας τουλάχιστον κατά 1%, ενώ στον αντίποδα με κόκκινο εμφανίζονται τα σημεία στα οποία η ακρίβεια μειώθηκε για τουλάχιστον μια μονάδα. Το πιο σημαντικό στοιχείο του πίνακα αποτελούν τα κίτρινα στοιχεία τα οποία απεικονίζουν τα κελιά εκείνα στα οποία εμφανίζεται η μεγαλύτερη βελτίωση των αποτελεσμάτων. Στην τελευταία στήλη του πίνακα εμφανίζεται η συνολική βελτίωση που πέτυχε ο αλγόριθμος για το σύνολο των κατηγοριών στο δεύτερο πείραμα σε σχέση με το πρώτο.

14 BANDS CUBE		TRAINING SETS (%)																					
		2% - 98%		5% - 95%		10% - 90%		20% - 80%		30% - 70%		40% - 60%		50% - 50%		60% - 40%		70% - 30%		80% - 20%		90% - 10%	
		UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%
CATEGORIES	STV	92%	97%	95%	98%	97%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
	STS	96%	95%	97%	97%	98%	98%	99%	99%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
	BRK	93%	97%	95%	98%	97%	98%	98%	99%	98%	99%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%
	SLV_B	96%	98%	97%	99%	98%	99%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
	SLV_UNB	91%	97%	93%	98%	95%	99%	97%	99%	98%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%
	DLV_B	85%	89%	90%	92%	94%	94%	96%	97%	98%	98%	98%	99%	98%	98%	98%	99%	99%	99%	99%	99%	99%	99%
	DLV_UNB	95%	94%	98%	96%	99%	98%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
	FOR_B	89%	85%	92%	91%	95%	94%	97%	97%	98%	98%	99%	98%	98%	99%	99%	99%	99%	99%	99%	99%	99%	99%
	FOR_UNB	93%	93%	95%	96%	97%	98%	98%	99%	99%	99%	99%	99%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
	OLIVE	73%	31%	78%	45%	86%	58%	94%	74%	95%	81%	96%	89%	96%	90%	98%	93%	98%	93%	98%	94%	98%	94%
	VINE	85%	77%	90%	84%	92%	86%	95%	94%	97%	95%	97%	96%	98%	96%	98%	98%	98%	98%	99%	98%	99%	98%
	SEA	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
	CRB	97%	91%	97%	93%	98%	95%	99%	97%	99%	97%	99%	98%	99%	98%	100%	98%	100%	99%	100%	99%	100%	99%
	TRB	94%	87%	95%	91%	96%	94%	98%	96%	99%	97%	99%	98%	99%	98%	100%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	99%
RDS	95%	92%	96%	94%	97%	96%	98%	97%	99%	98%	99%	98%	99%	99%	99%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	
PLS	100%	93%	100%	97%	100%	98%	100%	99%	100%	99%	100%	99%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	
OVERALL ACCURACY	93,40%		95,32%		96,93%		98,19%		98,68%		99,03%		99,12%		99,37%		99,46%		99,54%		99,55%		

Πίνακας 5 - Ακριβείς Αποτελεσμάτων για όλες τις αναλογίες στο 2<sup>ο</sup> Πείραμα των 14 Καναλιών

14 VS 8 BANDS CUBE		TRAINING SETS (%)																						
		2% - 98%		5% - 95%		10% - 90%		20% - 80%		30% - 70%		40% - 60%		50% - 50%		60% - 40%		70% - 30%		80% - 20%		90% - 10%		
		UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%	
CATEGORIES	STV	2%	3%	1%	1%	1%	1%	1%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	-1%	0%
	STS	2%	4%	1%	2%	0%	1%	0%	0%	0%	1%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	BRK	2%	2%	1%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	SLV_B	3%	2%	0%	1%	0%	0%	0%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	SLV_UNB	3%	1%	2%	1%	1%	1%	1%	0%	1%	1%	2%	1%	1%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	DLV_B	3%	0%	2%	1%	2%	-1%	1%	1%	2%	1%	1%	1%	1%	0%	0%	0%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	0%
	DLV_UNB	1%	2%	2%	1%	1%	2%	1%	2%	0%	1%	1%	0%	1%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	1%
	FOR_B	1%	3%	1%	3%	0%	2%	1%	2%	1%	2%	1%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%
	FOR_UNB	4%	0%	1%	2%	2%	1%	2%	1%	2%	1%	1%	0%	0%	1%	1%	0%	1%	1%	1%	0%	1%	0%	
	OLIVE	4%	5%	-3%	5%	-2%	6%	1%	4%	-1%	4%	2%	12%	-1%	7%	2%	7%	1%	3%	0%	4%	2%	5%	
	VINE	1%	16%	2%	12%	1%	4%	0%	6%	0%	3%	1%	3%	1%	2%	0%	3%	0%	2%	1%	1%	1%	1%	1%
	SEA	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	CRB	2%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	1%	0%	0%	-1%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	TRB	5%	4%	2%	3%	1%	2%	1%	0%	2%	0%	1%	1%	0%	0%	1%	1%	0%	0%	1%	1%	1%	0%	0%
RDS	2%	2%	1%	0%	0%	0%	0%	-1%	0%	0%	0%	-1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	
PLS	0%	0%	0%	-1%	0%	-2%	0%	0%	0%	-1%	0%	-1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
OVERALL ACCURACY INCREASE	2,31%		1,30%		0,86%		0,56%		0,39%		0,35%		0,44%		0,29%		0,35%		0,27%		0,22%			

Πίνακας 6 – Συνολική Βελτίωση Αποτελεσμάτων του 2<sup>ου</sup> Πειράματος σε σχέση με το 1<sup>ο</sup>

### 4.1.3 Ανάλυση Πίνακα Σύγχυσης

Στη συνέχεια του κεφαλαίου προκειμένου να υπάρξει μια πιο αναλυτική εικόνα για την πορεία των κατηγοριών στην ταξινόμηση, έγινε επιλογή ανάλυσης του πίνακα Σύγχυσης (Confusion Matrix), της αναλογίας δεδομένων εκπαίδευσης – ελέγχου **30% - 70%**.

Η συγκεκριμένη αναλογία δεδομένων εκπαίδευσης – ελέγχου επιλέχθηκε γιατί από τα συγκεκριμένα ποσοστά παρατηρήθηκε μια σταθερή συνολική ακρίβεια των αποτελεσμάτων (98%). Επιπλέον, σε αυτή την αναλογία οι κατηγορίες των καλλιεργειών που εμφανίζουν συνολικά τα μεγαλύτερα σφάλματα βελτιώνονται σημαντικά σε σχέση με τις προηγούμενες αναλογίες. Θα ήταν δυνατή και η επιλογή μεγαλύτερου ποσοστού για την εκπαίδευση του αλγορίθμου, αλλά επιχειρείται η επιλογή της μικρότερης δυνατής αναλογίας, η οποία υποχρεωτικά θα πρέπει να επιφέρει και τις επιθυμητές ακρίβειες, για μείωση του απαιτούμενου χρόνου παραγωγής των αποτελεσμάτων.

Ένας πίνακας σύγχυσης δίνει την δυνατότητα πραγματοποίησης ποσοτικής αξιολόγησης των δεδομένων αναφοράς (GroundTruth) με βάση τον υπολογισμό των μετρήσεων της ακρίβειας παραγωγού (Producer's Accuracy - PA), της ακρίβειας χρήστη (User's Accuracy - UA) και της συνολικής ποιότητας (Overall Accuracy).

CONFUSION MATRIX OF 8 BANDS SPECTRAL CUBE																		
	STV	STS	BRK	SLV_B	SLV_UNB	DLV_B	DLV_UNB	FOR_B	FOR_UNB	OLIVE	VINE	SEA	CRB	TRB	RDS	PLS	sum	PA
STV	43325	84	2	12	61	0	2	0	7	11	4	0	1	137	0	0	43646	0,99
STS	148	39274	20	98	8	0	2	4	5	2	0	0	0	3	26	0	39590	0,99
BRK	2	22	48987	1	26	0	0	0	0	0	0	0	46	0	302	0	49386	0,99
SLV_B	0	49	0	30006	20	4	0	3	0	3	0	0	2	2	43	0	30132	1
SLV_UNB	53	19	39	39	42941	0	1	0	7	45	3	0	1	9	18	0	43175	0,99
DLV_B	0	0	0	7	0	27824	4	825	0	0	0	0	0	0	0	0	28660	0,97
DLV_UNB	0	0	0	0	3	5	23696	1	437	0	0	0	0	0	0	0	24142	0,98
FOR_B	0	0	0	3	0	1171	2	29020	13	0	0	0	0	0	1	0	30210	0,96
FOR_UNB	1	1	0	3	15	5	281	33	17893	0	0	0	0	0	0	0	18232	0,98
OLIVE	61	35	17	31	847	0	0	0	4	3721	53	0	0	83	6	0	4858	0,77
VINE	39	0	0	0	22	0	0	0	0	36	3558	0	0	209	0	0	3864	0,92
SEA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31409	0	0	0	0	31409	1
CRB	0	1	262	2	17	0	0	0	0	1	0	0	20303	0	317	0	20903	0,97
TRB	219	19	35	37	80	0	0	0	0	65	69	0	9	16948	3	0	17484	0,97
RDS	31	49	606	40	112	7	0	11	2	2	0	0	104	2	48845	0	49811	0,98
PLS	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1169	1171	1
sum	43879	39553	49968	30280	44153	29016	23988	29897	18368	3886	3687	31409	20466	17393	49561	1169	<b>kappa:</b>	<b>0,98</b>
UA	0,99	0,99	0,98	0,99	0,97	0,96	0,99	0,97	0,97	0,96	0,97	1	0,99	0,97	0,99	1	<b>OA:</b>	<b>0,98</b>

Πίνακας 7 - Πίνακας Σύγκρισης Αναλογίας 30%-70% για τον κύβο των 8 καναλιών

CONFUSION MATRIX OF 14 BANDS SPECTRAL CUBE																		
	STV	STS	BRK	SLV_B	SLV_UNB	DLV_B	DLV_UNB	FOR_B	FOR_UNB	OLIVE	VINE	SEA	CRB	TRB	RDS	PLS	sum	PA
STV	43461	42	0	0	50	0	1	0	7	9	4	0	0	70	2	0	43646	1
STS	86	39426	16	29	5	0	0	1	2	6	0	0	0	1	18	0	39590	1
BRK	4	43	49020	0	24	0	0	0	0	2	0	0	47	2	244	0	49386	0,99
SLV_B	2	45	0	30062	0	1	0	1	0	0	0	0	0	4	17	0	30132	1
SLV_UNB	46	29	25	15	43006	0	0	0	4	41	0	0	0	0	9	0	43175	1
DLV_B	0	0	0	0	0	28142	0	518	0	0	0	0	0	0	0	0	28660	0,98
DLV_UNB	0	0	0	0	0	0	23941	0	201	0	0	0	0	0	0	0	24142	0,99
FOR_B	0	1	0	1	0	709	0	29499	0	0	0	0	0	0	0	0	30210	0,98
FOR_UNB	0	0	0	0	4	0	166	1	18061	0	0	0	0	0	0	0	18232	0,99
OLIVE	61	16	19	0	749	0	0	0	4	3929	17	0	0	50	13	0	4858	0,81
VINE	26	0	0	0	27	0	0	0	0	62	3670	0	0	79	0	0	3864	0,95
SEA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31409	0	0	0	0	31409	1
CRB	2	11	247	3	7	0	0	0	0	0	0	0	20271	5	357	0	20903	0,97
TRB	206	24	6	34	73	0	1	0	2	67	88	0	12	16964	7	0	17484	0,97
RDS	25	58	517	57	121	0	0	0	0	10	0	0	115	6	48902	0	49811	0,98
PLS	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	1163	1171	0,99
sum	43919	39695	49850	30201	44067	28852	24109	30020	18281	4126	3779	31409	20445	17181	49576	1163	<b>kappa:</b>	<b>0,99</b>
UA	0,99	0,99	0,98	1	0,98	0,98	0,99	0,98	0,99	0,95	0,97	1	0,99	0,99	0,99	1	<b>OA:</b>	<b>0,99</b>

Πίνακας 8 - Πίνακας Σύγχυσης Αναλογίας 30%-70% για τον κύβο των 14 καναλιών

Ο πίνακας αυτός δείχνει πώς το κάθε εικονοστοιχείο (pixel) ταξινομήθηκε τελικά σε σχέση με κάθε κατηγορία. Από αυτόν μπορούν να διακριθούν δυο ειδών σφάλματα, αυτό της παράλειψης και εκείνο της συμπερίληψης. Και τα δυο σφάλματα μας δείχνουν λάθη στην κατηγοριοποίηση των πίξελ. Τα σφάλματα αυτά συνήθως δημιουργούνται λόγω πιθανής επικάλυψης των τιμών των πίξελ της κάθε κατηγορίας. Η επικάλυψη μπορεί να φανεί από το δισδιάστατο διάγραμμα (scatter plot) των πολυγώνων εκπαίδευσης που δημιουργήθηκαν.

Από τους παραπάνω πίνακες σύγχυσης οι οποίοι προήλθαν από τον ταξινομητή Random Forest για την αναλογία δεδομένων εκπαίδευσης ελέγχου 30% - 70%, γίνεται η παρατήρηση του αριθμού των εικονοστοιχείων κάθε κατηγορίας που έχουν τοποθετηθεί εσφαλμένα σε άλλη κατηγορία. Με γαλάζιο απεικονίζεται στον πίνακα η διαγώνιος αυτού, ενώ με ανοιχτό κόκκινο το σημείο στο οποίο εμφανίζεται το μεγαλύτερο πρόβλημα στην ακρίβεια. Συγκεκριμένα, και από τους δύο πίνακες γίνεται αντιληπτό πως πολλά εικονοστοιχεία τα οποία ανήκουν στην κατηγορία της αραιής βλάστησης (SLV\_UNB) ταξινομήθηκαν ως ελαιόδεντρα, πράγμα που οδηγεί στο συμπέρασμα πως υπάρχει μεγάλη φασματική συσχέτιση. Κατά την δημιουργία των δεδομένων αναφοράς για την κατηγορία των ελαιόδεντρων δεν πάρθηκαν εικονοστοιχεία που περιέχουν μόνο το δέντρο αλλά και εικονοστοιχεία από το χώμα γύρω του. Έτσι, θεωρείται λογικό να υπάρχουν επικαλύψεις στις κατηγορίες αυτές οι οποίες στο δεύτερο πείραμα με την προσθήκη του δείκτη βλάστησης και του MSAVI2 βελτιώθηκαν αισθητά.

Επιπλέον παρατηρείται και σύγχυση μεταξύ των κατηγοριών του γυμνού βράχου από τον οποίο και στα δυο πειράματα κάποια από τα εικονοστοιχεία της κατηγορίας ταξινομούνται εσφαλμένα ως κτίρια και ως δρόμος. Τα στοιχεία αυτά εσωκλείονται μέσα στο κόκκινο τετράπλευρο. Παρά την προσθήκη επιπλέον πληροφορίας με την μορφή δεικτών είναι η μοναδική κατηγορία η οποία αντί να βελτιώνεται χάνει σε ακρίβεια. Όμοια με παραπάνω οι κατηγορίες αυτές εμφανίζουν πολύ κοντινές φασματικές υπογραφές και συνεπώς επικαλύψεις από τις οποίες ο αλγόριθμος δεν μπορεί να κάνει σωστή διάκριση. Το πρόβλημα αυτό θα μπορούσε να έχει εξαλειφθεί με την ύπαρξη καναλιών σε άλλα ηλεκτρομαγνητικά φάσματα, όπως χρησιμοποιούν άλλοι δορυφόροι. Πιο συγκεκριμένα, η ύπαρξη και χρήση των καναλιών του short-wave infrared (SWIR1 και SWIR2) θα μπορούσε ενδεχομένως να δώσει καλύτερα αποτελέσματα αφού στα συγκεκριμένα μήκη οι κατηγορίες του χώματος και των βράχων διαφοροποιούνται από τις υπόλοιπες κατηγορίες.

Στον πίνακα σύγχυσης οι κατηγορίες οι οποίες μπλέκονται μεταξύ τους, “ανταλλάσσουν” εικονοστοιχεία, δηλαδή στην περίπτωση όπου ο βράχος συγχέεται με τον δρόμο, κάποια εικονοστοιχεία της μιας κατηγορίας θα ταξινομηθούν στην άλλη και αντίστοιχα εικονοστοιχεία του δρόμου θα χαρακτηριστούν ως βράχος. Το ίδιο ισχύει και για τις υπόλοιπες κατηγορίες που συγχέονται, δηλαδή η ανταλλαγή εικονοστοιχείων συνήθως είναι αμφίδρομη.

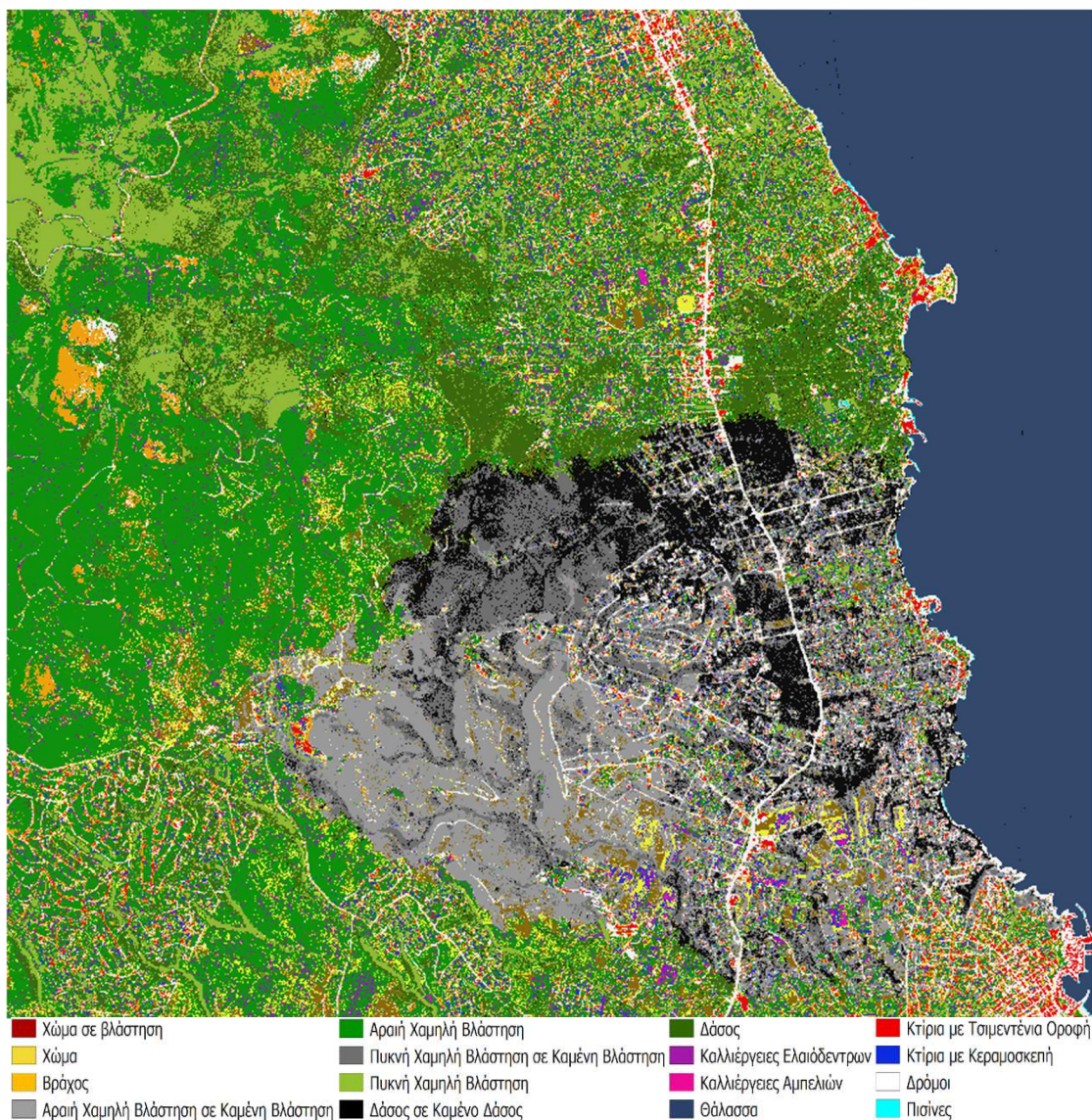
## 4.2 Ποιοτική Αξιολόγηση

Στο παρόν υποκεφάλαιο οπτικοποιούνται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης και στη συνέχεια αναλύονται και συγκρίνονται φωτοερμηνευτικά τα αποτελέσματα από τους δυο φασματικούς κύβους. Στο σημείο αυτό πρέπει να σημειωθεί ότι τα πιο αποδοτικά αποτελέσματα αλλά και τα λιγότερο χρονικά δαπανηρά αλλά με επαρκή ακρίβεια ήταν τα δεδομένα της αναλογίας 30% - 70% τα οποία και χρησιμοποιήθηκαν ως παραδείγματα των αποτελεσμάτων του ταξινομητή. Τα δεδομένα αυτά της συγκεκριμένης αναλογίας και στις δύο περιπτώσεις, δίνουν μια συνολική ακρίβεια της τάξης του 98%. Θα μπορούσαν να επιλεγούν και τα αποτελέσματα της αναλογίας 20% - 80% αλλά οι κατηγορίες των ελαιόδεντρων και των αμπελιών δεν δίνουν καλά αποτελέσματα και δεδομένου ότι η επόμενη αναλογία τα βελτιώνει σε μεγάλο βαθμό, έγινε η συγκεκριμένη επιλογή.



Στις εικόνες οι οποίες ακολουθούν απεικονίζεται ένα συγκεκριμένο μέρος της περιοχής μελέτης το οποίο μεγεθύνθηκε κατάλληλα για τις ανάγκες της ανάλυσης. Συγκεκριμένα η απεικόνιση των σχημάτων του υποκεφαλαίου αυτού θα ακολουθεί το ίδιο ακριβώς μοτίβο. Αυτό σημαίνει πως σε κάθε ανάλυση μιας υποπεριοχής θα υπάρχουν 4 εικόνες από τις οποίες η άνω αριστερά θα απεικονίζει πάντα τη δορυφορική λήψη του δέκτη PLANETSCOPE λίγες ημέρες πριν την πυρκαγιά, στην άνω δεξιά η αντίστοιχη λήψη του δέκτη SUPERVIEW μετά την πυρκαγιά ενώ οι δύο εικόνες κάτω αποτελούν το αποτέλεσμα της ταξινόμησης στον κύβο των οκτώ και των δεκατεσσάρων καναλιών αντίστοιχα.

Παρακάτω ακολουθεί το συνολικό αποτέλεσμα της ταξινόμησης που αφορά την αναλογία 30%-70% για το δεύτερο πείραμα της παρούσας διπλωματικής. Συνολικά τα αποτελέσματα είναι αρκετά αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας, με την ύπαρξη σφαλμάτων σε κάποιες κατηγορίες, όπως αυτά θα αναλυθούν παρακάτω με μεγέθυνση της περιοχής μελέτης σε συγκεκριμένα σημεία στα οποία απαντώνται.



**Σχήμα 6 - Συνολικό Οπτικό Αποτέλεσμα Ταξινόμησης του Αλγορίθμου για την αναλογία 30%-70%**



#### 4.2.1 Ανάλυση Δείγματος 1



Δορυφορική εικόνα PLANETSCOPE προ πυρκαγιάς



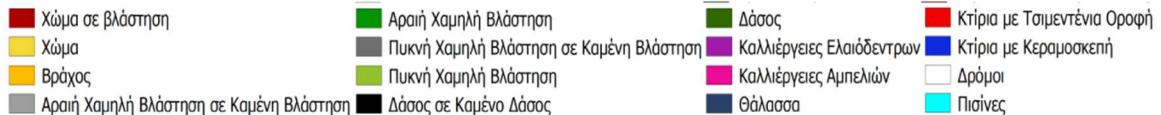
Δορυφορική εικόνα SUPERVIEW μετά πυρκαγιάς



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 8 Καναλιών (Αναλογία 30-70)



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 14 Καναλιών (Αναλογία 30-70)



Σχήμα 7 – Δείγμα 1<sup>ο</sup>

Στο παραπάνω σχήμα φαίνονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης τα οποία αφορούν κατηγορίες της βλάστησης καθώς και της θάλασσας αλλά και των κτιρίων. Πιο συγκεκριμένα στις ταξινομημένες εικόνες του σχήματος, στο σημείο όπου υπάρχει το μαύρο ορθογώνιο, στην πραγματικότητα βρίσκεται ένα ποδοσφαιρικό γήπεδο με τεχνητό τάπητα. Στο πρώτο πείραμα το στοιχείο αυτό έχει ταξινομηθεί το μισό ως δρόμος ενώ το υπόλοιπο μισό ως καμένο δάσος. Στο δεύτερο πείραμα έχει ταξινομηθεί ολόκληρο το στοιχείο ως κατηγορία δρόμου. Στην περίπτωση αυτή δεν μπορεί να χαρακτηριστεί το αποτέλεσμα ως σωστό ή εσφαλμένο, αφού στα δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν δεν είχε δημιουργηθεί αντίστοιχη κατηγορία που να το περιγράφει ακριβώς. Ωστόσο, για να χαρακτηριστεί ως καμένη βλάστηση θα πρέπει η εικόνα πριν την πυρκαγιά να του προσδίδει χαρακτηριστικά (τιμές) βλάστησης, ενώ η εικόνα μετά την πυρκαγιά όχι. Κάτι τέτοιο είναι αδύνατο αφού η βλάστηση ανακλά υψηλές τιμές στο υπέρυθρο φάσμα γιατί περιέχει χλωροφύλλη, κάτι που ο συνθετικός χλοοτάπητας δεν διαθέτει. Συνεπώς, το αποτέλεσμα του δεύτερου πειράματος θεωρείται πιο σωστό, αφού είναι πιο πιθανό το χαρακτηριστικό αυτό να παράγει φασματικές τιμές όμοιες με το χώμα / δρόμο.

Στον μαύρο κύκλο του σχήματος εμπεριέχεται μια περιοχή η οποία καλύπτεται αποκλειστικά με βλάστηση. Συγκεκριμένα, αποτελεί ένα γεωτεμάχιο στο οποίο υπάρχουν δέντρα και περιβάλλεται από βλάστηση. Τα δέντρα της συγκεκριμένης περιοχής και στις δύο περιπτώσεις

έχουν ταξινομηθεί ως αραιή χαμηλή βλάστηση (SLV\_UNB) το οποίο δεν αληθεύει. Στην πραγματικότητα είναι ελαιόδεντρα τα οποία δεν κατάφερε ο αλγόριθμος να αναγνωρίσει.

Αξίζει να σημειωθεί ότι στο δεύτερο πείραμα κατά μήκος της ακτογραμμής, η παράκτια περιοχή έχει ταξινομηθεί ως πισίνα (PLS), πιθανόν λόγω του μικρού βάθους. Το σφάλμα αυτό δεν υπάρχει στο πρώτο πείραμα που έγινε. Είναι πιθανό η προσθήκη του δείκτη νερού (NDWI) με την προσθήκη επιπλέον δεδομένων να οδήγησε τον αλγόριθμο στην συγκεκριμένη αστοχία.



## 4.2.2 Ανάλυση Δείγματος 2



Δορυφορική εικόνα PLANETSCOPE προ πυρκαγιάς



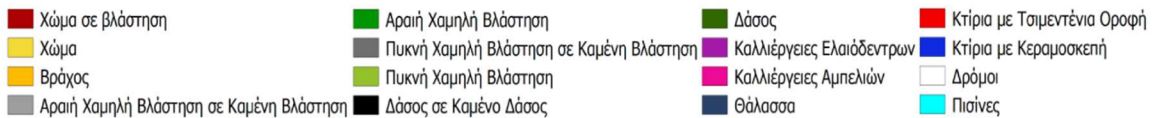
Δορυφορική εικόνα SUPERVIEW μετά πυρκαγιάς



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 8 Καναλιών (Αναλογία 30-70)



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 14 Καναλιών (Αναλογία 30-70)



Σχήμα 8 – Δείγμα 2<sup>ο</sup>

Στο παραπάνω σχήμα απεικονίζεται διαφορετική περιοχή από αυτή που αναλύθηκε παραπάνω. Στη συγκεκριμένη περιοχή το πρόβλημα του δεύτερου πειράματος το οποίο αφορά τη λανθασμένη ταξινόμηση εικονοστοιχείων της θάλασσας ως πισίνα παραμένει. Επιπλέον, η σύγχυση παρατηρείται και κοντά στην προβλήτα η οποία υπάρχει στην περιοχή, και δεν έχει ρηχά νερά.

Στο μαύρο τετράγωνο των εικόνων πάνω δεξιά υπάρχει μια περιοχή η οποία έχει πληγεί από την πυρκαγιά. Στο σημείο εκείνο και τα δυο πειράματα κατάφεραν να αναγνωρίσουν την μεταβολή που έχει υποστεί η βλάστηση στο σημείο. Ωστόσο μόνο το δεύτερο πείραμα αναγνώρισε σωστά την ύπαρξη δέντρων στο συγκεκριμένο σημείο. Με την βοήθεια του Google Earth ελέγχθηκε το σημείο και όντως υπάρχουν δέντρα σε μικρές συστάδες και γύρω γύρω χαμηλοί θάμνοι και κατά τόπους αραιή βλάστηση. Ο αλγόριθμος αυτός φαίνεται να έχει εκπαιδευτεί σε καλό βαθμό σε ότι αφορά την βλάστηση αλλά και τις αλλαγές που έχει υποστεί αυτή από την πυρκαγιά. Και τα δυο πειράματα κατάφεραν να αναγνωρίσουν την ύπαρξη δέντρων στο συγκεκριμένο σημείο, αλλά το πείραμα με τον κύβο των 14 καναλιών με μεγαλύτερη ακρίβεια.

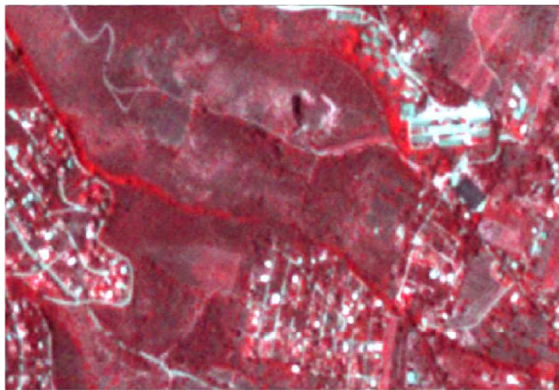
Το κομμάτι της περιοχής μελέτης το οποίο εσωκλείεται στον μαύρο κύκλο απεικονίζει μια περιοχή η οποία είναι και στις δυο λήψεις βλάστηση. Ωστόσο, κάτι τέτοιο δεν φαίνεται να το αναγνωρίζει ο ταξινομητής στο δεύτερο πείραμα. Πιο συγκεκριμένα, η περιοχή αυτή έχει

ταξινομηθεί ως χρώμα που μετατράπηκε σε βλάστηση (STV). Αυτό απορρίπτεται αφού δημιουργώντας ένα έγχρωμο σύνθετο NIR,RED,GREEN (4,3,2) φαίνεται πως και στις δυο λήψεις η περιοχή είναι κόκκινη. Στο συγκεκριμένο σύνθετο με κόκκινο απεικονίζονται οι περιοχές οι οποίες έχουν βλάστηση. Συνεπώς, η ταξινόμηση του δεύτερου πειράματος θεωρείται εσφαλμένη, ενώ του πρώτου μοιάζει πιο αντιπροσωπευτική.

Παρά την αστοχία του ταξινομητή στο συγκεκριμένο σημείο, η αναγνώριση των κατηγοριών του χρώματος που μετατράπηκαν σε βλάστηση στην υπόλοιπη περιοχή έχει γίνει με ορθό τρόπο ενώ στο πρώτο πείραμα οι περιοχές αυτές δεν έχουν αναγνωρισθεί καθόλου. Οι περιοχές αυτές είναι εκείνες με το κίτρινο χρώμα και απαντώνται κυρίως γύρω από τα σπίτια.



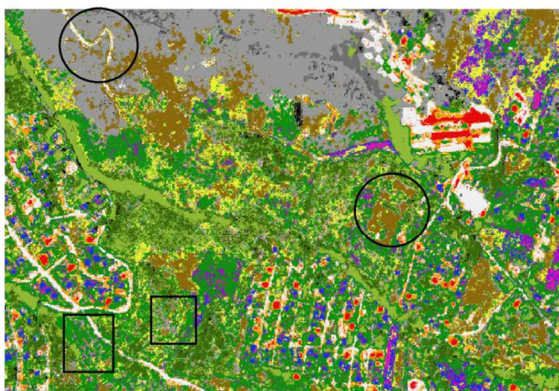
### 4.2.3 Ανάλυση Δείγματος 3



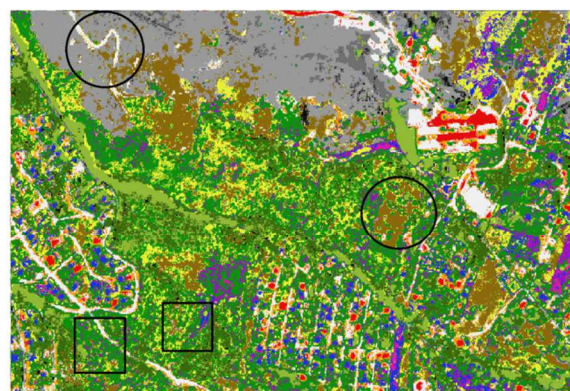
Δορυφορική εικόνα PLANETSCOPE προ πυρκαγιάς



Δορυφορική εικόνα SUPERVIEW μετά πυρκαγιάς



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 8 Καναλιών (Αναλογία 30-70)



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 14 Καναλιών (Αναλογία 30-70)

■ Χώμα σε βλάστηση	■ Αραιή Χαμηλή Βλάστηση	■ Δάσος	■ Κτίρια με Τιμεντένια Οροφή
■ Χώμα	■ Πυκνή Χαμηλή Βλάστηση σε Καμένη Βλάστηση	■ Καλλιέργειες Ελαιόδεντρων	■ Κτίρια με Κεραμοσκεπή
■ Βράχος	■ Πυκνή Χαμηλή Βλάστηση	■ Καλλιέργειες Αμπελιών	■ Δρόμοι
■ Αραιή Χαμηλή Βλάστηση σε Καμένη Βλάστηση	■ Δάσος σε Καμένο Δάσος	■ Θάλασσα	■ Πισίνες

Σχήμα 9 – Δείγμα 3<sup>ο</sup>

Στο παραπάνω σχήμα απεικονίζεται μια περιοχή στο βορειοδυτικό τμήμα της περιοχής μελέτης, όπου υπάρχουν αρκετές κατοικημένες περιοχές αλλά και πολλές περιοχές με βλάστηση. Για τον λόγο αυτό προκειμένου να είναι πιο αναγνωρίσιμη η βλάστηση ακόμα και στις δορυφορικές εικόνες που απεικονίζονται, δημιουργήθηκαν και προβλήθηκαν οι λήψεις με έγχρωμο σύνθετο 4,3,2. Επειδή η βλάστηση δίνει πάρα πολύ μεγάλες τιμές στο συγκεκριμένο φάσμα, η βλάστηση θα απεικονίζεται με έντονο κόκκινο.

Όσον αφορά τις ταξινομήσεις που πραγματοποιήθηκαν, υπάρχουν αρκετά σημεία στα οποία θα μπορούσε να σταθεί κανείς. Αρχικά, όπως φαίνεται και στον άνω αριστερά μαύρο κύκλο του σχήματος, στο σημείο εκείνο υπάρχει ένας δρόμος. Και τα δύο πειράματα κατάφεραν να το αναγνωρίσουν, ωστόσο το δεύτερο πείραμα έδωσε πολύ καλύτερα αποτελέσματα, αφού διατηρεί αναλλοίωτο το σχήμα του.

Στον δεύτερο κύκλο του σχήματος, εσωκλείεται ένα χωράφι μέσα στο οποίο υπάρχουν λίγα δέντρα στο κέντρο του. Το δεύτερο πείραμα δίνει ακόμη μεγαλύτερη ακρίβεια στην ταξινόμηση των δένδρων, κάτι που δεν συμβαίνει στο αποτέλεσμα του πρώτου πειράματος. Επιπλέον, το πρώτο πείραμα βρίσκει στο γεωτεμάχιο αυτό αρκετές περιοχές στις οποίες υπήρξε η μεταβολή από χώμα σε βλάστηση. Η συγκεκριμένη απόδοση είναι ανακριβής, αφού από τη λήψη του

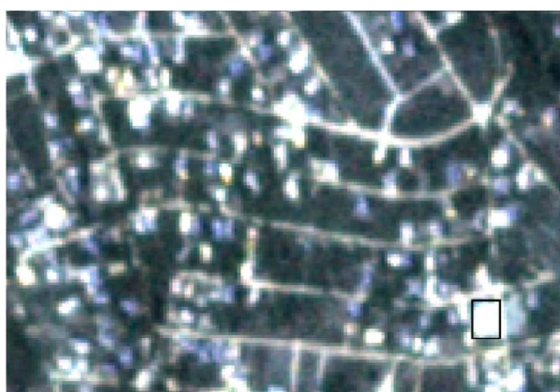
δορυφορικού αισθητήρα SUPERVIEW φαίνεται πως δεν υπάρχει ίχνος βλάστησης στο συγκεκριμένο οικόπεδο πέραν των δέντρων που αναφέρθηκαν. Τέτοια λάθη είχαν προβλεφθεί πριν από την ταξινόμηση, αφού όπως αναφέρθηκε και σε προηγούμενα κεφάλαια, μπορεί να ευθύνεται η μικρή μετατόπιση που υπάρχει μεταξύ των δύο λήψεων, ειδικά στη συγκεκριμένη περιοχή όπου το ανάγλυφο είναι πιο έντονο.

Το πρώτο πείραμα εισήγαγε και ένα ακόμη πολύ σοβαρό σφάλμα κατά την ταξινόμηση των στοιχείων. Κατηγοριοποίησε στοιχεία που κανονικά θα άνηκαν στην κατηγορία της βλάστησης ως καμένη αραιή βλάστηση (SLV\_B). Το συγκεκριμένο λάθος του ταξινομητή είναι χονδροειδές αφού η πυρκαγιά δεν έπληξε την περιοχή η οποία εσωκλείεται στα ορθογώνια των φωτογραφιών. Δεν υπάρχει κάποια εξήγηση στο γιατί ο αλγόριθμος οδηγήθηκε στο συγκεκριμένο αποτέλεσμα, ωστόσο φαίνεται πως η προσθήκη των δεικτών βλάστησης έπαιξε πολύ σημαντικό ρόλο στην βελτίωση του συγκεκριμένου σφάλματος, αφού εξαλείφθηκε πλήρως.

Επιπλέον, μεταξύ των δύο κύκλων, εμφανίζεται ένα μαύρο στοιχείο. Στην πρώτη λήψη δημιουργείται σκιά στο συγκεκριμένο σημείο, λόγω του ανάγλυφου στο σημείο αλλά και την θέση του ηλίου. Ο ταξινομητής λοιπόν, θεώρησε από τα δεδομένα που είχε πως στο σημείο εκείνο υπάρχουν δέντρα τα οποία κάηκαν. Το πρώτο πείραμα εμφανίζει μεγαλύτερα προβλήματα και στο κομμάτι αυτό. Αντιθέτως το δεύτερο πείραμα περιόρισε αρκετά το φαινόμενο αυτό, χωρίς όμως να το απαλείφει εντελώς.



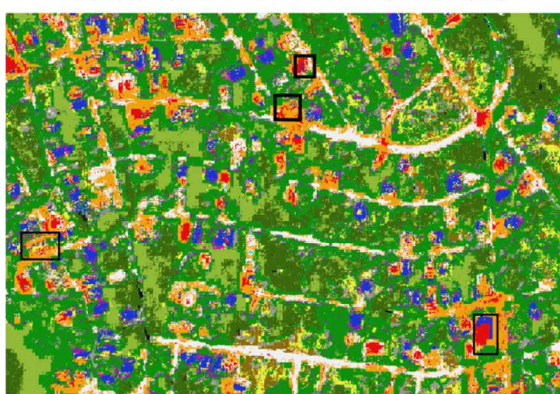
#### 4.2.4 Ανάλυση Δείγματος 4



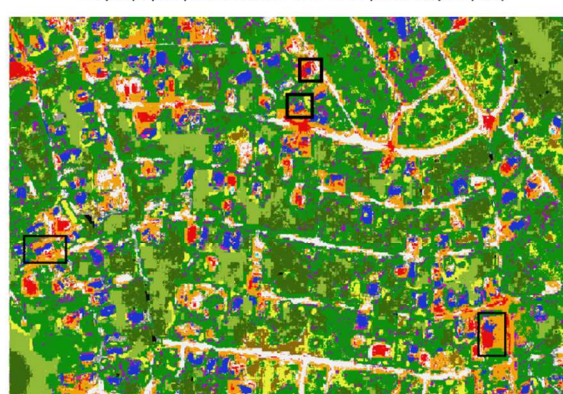
Δορυφορική εικόνα PLANETSCOPE προ πυρκαγιάς



Δορυφορική εικόνα SUPERVIEW μετά πυρκαγιάς



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 8 Καναλιών (Αναλογία 30-70)



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 14 Καναλιών (Αναλογία 30-70)

<span style="color: red;">■</span> Χώμα σε βλάστηση	<span style="color: green;">■</span> Αραιή Χαμηλή Βλάστηση	<span style="color: darkgreen;">■</span> Δάσος	<span style="color: red;">■</span> Κτίρια με Τιμεντένια Οροφή
<span style="color: yellow;">■</span> Χώμα	<span style="color: grey;">■</span> Πυκνή Χαμηλή Βλάστηση σε Καμένη Βλάστηση	<span style="color: purple;">■</span> Καλλιέργειες Ελαιόδεντρων	<span style="color: blue;">■</span> Κτίρια με Κεραμοσκεπή
<span style="color: orange;">■</span> Βράχος	<span style="color: lightgreen;">■</span> Πυκνή Χαμηλή Βλάστηση	<span style="color: magenta;">■</span> Καλλιέργειες Αμπελιών	<span style="color: white;">■</span> Δρόμοι
<span style="color: grey;">■</span> Αραιή Χαμηλή Βλάστηση σε Καμένη Βλάστηση	<span style="color: black;">■</span> Δάσος σε Καμένο Δάσος	<span style="color: darkblue;">■</span> Θάλασσα	<span style="color: cyan;">■</span> Πισίνες

Σύνθια – Λεϊνιά 4°  
Σχήμα 10 – Δείγμα 4°

Η υποπεριοχή που μελετάται στο συγκεκριμένο σημείο της μελέτης αφορά καθαρά τα αποτελέσματα των ταξινομητών που αφορούν τις κατηγορίες των κτιρίων. Δηλαδή την κατηγορία των κτιρίων με οροφή από σκυρόδεμα (CRB) και την κατηγορία των κτιρίων με οροφή από κεραμίδια (TRB).

Οι διαφορές στο συγκεκριμένο σχήμα είναι πολύ μεγάλες σε σχέση με τις προηγούμενες που αναλύθηκαν. Συγκεκριμένα ο ταξινομητής έχει πραγματοποιήσει πάρα πολλές παραλείψεις στο πρώτο πείραμα που αφορούν τις προαναφερθείσες κατηγορίες κάλυψης γης. Στο σημείο αυτό πρέπει να επισημανθεί ξανά το γεγονός πως οι επιλεγέντες αισθητήρες δεν περιλαμβάνουν σημαντικά κανάλια που είναι καθοριστικά για την σωστή αναγνώριση κατηγοριών όπως τα κτήρια, οι δρόμοι, το χώμα και οι βράχοι. Τα κανάλια αυτά είναι τα Short-wave infrared (SWIR1 και SWIR2).

Παρά την έλλειψη των καναλιών αυτών αλλά και των διαφόρων τιμών που θα έδιναν στα δεδομένα περισσότερη πληροφορία, δεν μπορεί να δικαιολογηθεί το συγκεκριμένο αποτέλεσμα στο πρώτο πείραμα. Δυστυχώς, ο ταξινομητής παρέλειψε να αναγνωρίσει εντελώς πολλά κτίρια με κεραμοσκεπή. Και αυτό δεν είναι το μόνο χονδροειδές του σφάλμα. Κάτι το οποίο θα μπορούσε να δικαιολογηθεί θα ήταν η σύγχυση της κατηγορίας αυτής με κάποια από την

κατηγορία του χώματος ή και βράχου. Ο αλγόριθμος φαίνεται πως όντως σύγχυσε τις κατηγορίες αυτές μεταξύ τους αφού τα κτίρια αυτά τα ταξινομήσε ως χώμα που μετατρέπεται σε βλάστηση (STV) και άλλες φορές ως βράχο (BRK). Τα σημεία στα οποία οπτικοποιούνται τα παραπάνω βρίσκονται στο αριστερό μαύρο ορθογώνιο καθώς και στα δύο μεσαία.

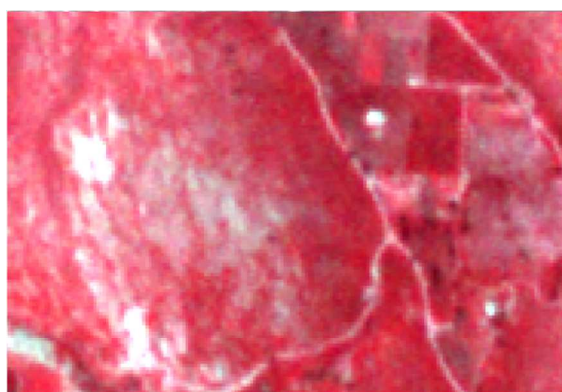
Στο κάτω δεξιά ορθογώνιο των σχημάτων, υπάρχει ένα οικοπέδο το οποίο αποτελείται από χέρσα γη και ένα κτίριο με οροφή από σκυρόδεμα στην βορειοδυτική πλευρά του. Στο πρώτο πείραμα μεγάλο ποσοστό της χέρσας γης έχει αναγνωριστεί σωστά ως κατηγορία STS, βέβαια υπήρξε και σύγχυση της κατηγορίας αυτής με την κατηγορία των κτιρίων με κεραμοσκεπή (TRB) όπως αυτή απεικονίζεται με μπλε χρώμα. Επιπλέον το υπάρχον κτίριο του οικοπέδου αναγνωρίζεται σε αρκετά μεγάλο βαθμό, ωστόσο τα όρια αυτού δεν είναι αντιπροσωπευτικά, αφού κάποια εικονοστοιχεία του χώματος τα ταξινομεί ως κατηγορία κτιρίου.

Στο δεύτερο πείραμα τα αποτελέσματα για ακόμη μια φορά είναι πιο αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας, αφού το χώμα ταξινομείται πιο σωστά, με την ταξινόμηση κάποιων εικονοστοιχείων ως κατηγορία TRB να παραμένει. Το κτίριο πλέον οριοθετείται πολύ σωστά με τα σφάλματα του πρώτου πειράματος που το αφορούν να εξαλείφονται.

Το δεύτερο πείραμα συνεπώς κατάφερε να αναγνωρίσει και διαχωρίσει τις κατηγορίες αυτές μεταξύ τους και να δώσει ένα πολύ καλό αποτέλεσμα με σαφή όρια κτιρίων που είναι αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας. Πρέπει να σημειωθεί πως στην υποπεριοχή αυτή υπάρχει και έντονη ομογενοποίηση των δρόμων με την κατηγορία των βράχων.



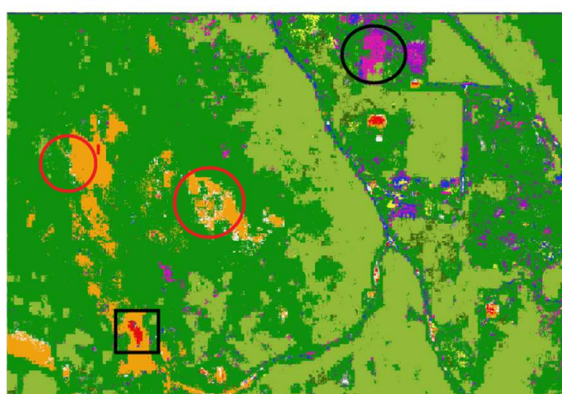
#### 4.2.5 Ανάλυση Δείγματος 5



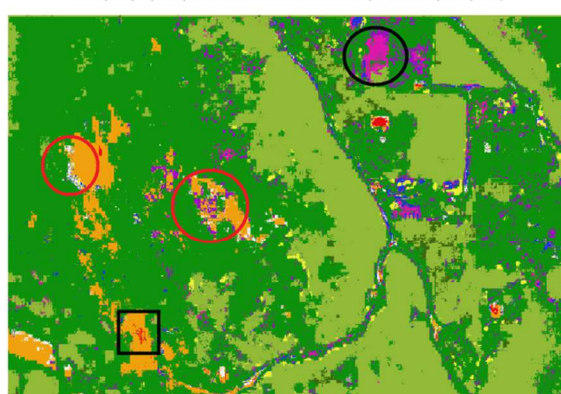
Δορυφορική εικόνα PLANETSCOPE προ πυρκαγιάς



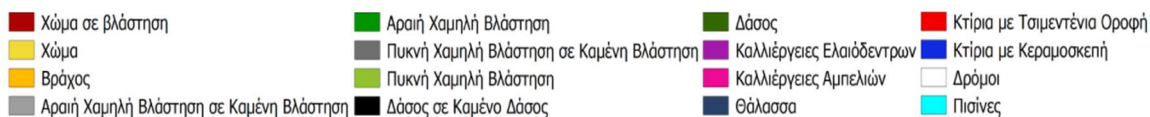
Δορυφορική εικόνα SUPERVIEW μετά πυρκαγιάς



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 8 Καναλιών (Αναλογία 30-70)



Αποτέλεσμα Ταξινόμησης Κύβου 14 Καναλιών (Αναλογία 30-70)



Σχήμα 11 – Δείγμα 5°

Στο παραπάνω σχήμα απεικονίζεται μια περιοχή στο νοτιοδυτικό τμήμα της περιοχής μελέτης, όπου υπάρχουν πολλές περιοχές με βλάστηση και λίγα μόνο κτίρια. Για τον λόγο αυτό προκειμένου να είναι πιο αναγνωρίσιμη η βλάστηση ακόμα και στις δορυφορικές εικόνες που απεικονίζονται, δημιουργήθηκαν και προβλήθηκαν οι λήψεις με έγχρωμο σύνθετο 4,3,2. Στο συγκεκριμένο σύνθετο χρησιμοποιήθηκε το κανάλι του κοντινού υπερέυθρου κυρίως ώστε να προβάλλεται κόκκινο. Επειδή η βλάστηση δίνει πάρα πολύ μεγάλες τιμές στο συγκεκριμένο φάσμα, η βλάστηση θα απεικονίζεται με έντονο κόκκινο.

Η συγκεκριμένη υποπεριοχή επιλέχθηκε προς περαιτέρω διερεύνηση των αποτελεσμάτων που αφορά τις κατηγορίες των βράχων καθώς και εκείνες των αμπελιών. Τα μεγαλύτερα προβλήματα στα παραπάνω σχήματα βρίσκονται μέσα στους κόκκινους κύκλους.

Πιο συγκεκριμένα, οι περιοχές που απεικονίζονται στα συγκεκριμένα σημεία είναι βραχώδεις περιοχές με λίγη αραιή βλάστηση σε αρκετά σημεία. Ωστόσο, υπάρχει πολύ μεγάλο ποσοστό εντελώς γυμνής πέτρας. Παρότι στο πρώτο πείραμα που διεξήχθη με τα 8 κανάλια η αναγνώριση της πέτρας γίνεται πολύ σωστά, όπως φαίνεται και στον αριστερά κόκκινο κύκλο, στο δεύτερο πείραμα φαίνεται να υπάρχει σύγχυση των πετρωμάτων με την κατηγορία των δρόμων (RDS, λευκό χρώμα). Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω οι δύο αυτές κατηγορίες εμφανίζουν πολύ όμοια φασματικά χαρακτηριστικά, συνεπώς και επικαλύψεις η μια με την άλλη. Ωστόσο, και τα

δύο πειράματα ταξινόμησαν στο προηγούμενο δείγμα τον δρόμο ως βράχο. Είναι το φαινόμενο που αναφέρθηκε στην αρχή του κεφαλαίου με την αμφίδρομη ανταλλαγή εικονοστοιχείων μεταξύ κατηγοριών με παρόμοιες φασματικές αποκρίσεις.

Τα σφάλματα του δεύτερου πειράματος δεν σταματούν εδώ, αφού στον δεύτερο κόκκινο κύκλο εμφανίζεται μια περιοχή στην οποία υπάρχει γυμνός βράχος αλλά και αρκετές περιοχές που έπρεπε να ταξινομηθούν ως χαμηλή αραιή βλάστηση (SLV\_UNB). Αντ' αυτού, οι περιοχές με αραιή βλάστηση φαίνεται πως έχουν κατηγοριοποιηθεί ως αμπέλια (VINE, φούξια χρώμα). Το σφάλμα αυτό κάθε άλλο παρά παράλογο είναι αφού και η κατηγορία των αμπελιών όπως και των ελαιοδέντρων εμφανίζει παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά με την αραιή βλάστηση, αφού κατά την δημιουργία δεδομένων αναφοράς για τις συγκεκριμένες κατηγορίες προστέθηκαν και σημεία στα οποία υπάρχει χώμα με βλάστηση. Ωστόσο, με την προσθήκη των δύο δεικτών βλάστησης το δεύτερο πείραμα θα έπρεπε να αναγνωρίσει τις διαφορές μεταξύ των τριών. Το πρώτο πείραμα ταξινομεί καλύτερα την κατηγορία του βράχου (BRK, πορτοκαλί χρώμα).

Στην περιοχή όπου περιβάλλεται με μαύρο κύκλο, βρίσκεται ένα γεωτεμάχιο στο οποίο καλλιεργείται σταφύλι. Και τα δυο πειράματα φαίνεται να αναγνωρίζουν την ύπαρξη αμπελιών στο συγκεκριμένο σημείο, ωστόσο το δεύτερο πείραμα φαίνεται πως συγχέει ξανά τα αμπέλια (VINE) με την χαμηλή αραιή βλάστηση (SLV\_UNB), όπως αυτό απεικονίζεται στα μέσα του οικοπέδου.

Ο αλγόριθμος βέβαια του δεύτερου πειράματος, κατάφερε να βελτιώσει τα αποτελέσματα τα οποία δημιουργούνται στο πρώτο, αφού μειώνει τα εικονοστοιχεία που κατηγοριοποιήθηκαν ως κτίρια με οροφή από σκυρόδεμα (CRB, κόκκινο χρώμα) ενώ ανήκουν στην κατηγορία βράχος.

## 5. ΣΥΝΟΛΙΚΗ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ ΠΕΙΡΑΜΑΤΩΝ - ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Η συνολική αξιολόγηση της προτεινόμενης μεθοδολογίας ανέδειξε σε μεγάλο βαθμό τα διάφορα προβλήματα που εμφανίζουν ορισμένες κατηγορίες μεταξύ τους, λόγω της σύγχυσης των φασματικών χαρακτηριστικών μεταξύ τους. Συγκεκριμένα παρατηρήθηκε αρκετά μεγάλη σύγχυση μεταξύ της κατηγορίας της αραιής βλάστησης (SLV\_UNB) με την κατηγορία των ελαιοδέντρων (OLIVE) αλλά και των αμπελιών (VINE). Το πρόβλημα αυτό σχετίζεται κυρίως με τις φασματικές υπογραφές αυτών των κατηγοριών, αφού εμφανίζουν παρόμοια χαρακτηριστικά συνεπώς και φασματικές επικαλύψεις η μια με την άλλη. Αυτό συμβαίνει διότι και στις τρεις αυτές κατηγορίες, τα δεδομένα τους περιέχουν εικονοστοιχεία τόσο της εκάστοτε κατηγορίας βλάστησης όσο και αρκετά μεγάλο ποσοστό εικονοστοιχείων της κατηγορίας του χώματος.

Όσον αφορά τα κτίρια, παρατηρήθηκαν καλά αποτελέσματα και στα δυο πειράματα με ικανοποιητική απόδοση και των δυο αλγορίθμων. Βέβαια, με την βοήθεια των δεικτών που προστέθηκαν στο δεύτερο πείραμα παρατηρήθηκε καλύτερη ταξινόμηση των κατηγοριών με πιο σωστά και σαφή όρια των κτιρίων. Ωστόσο, και στις δύο περιπτώσεις παρατηρείται ποσοστό των εικονοστοιχείων της κατηγορίας που ταξινομούνται λανθασμένα. Η σύγχυση αυτή αφορά τις κατηγορίες των κτιρίων με τις κατηγορίες του χώματος, δρόμων και βράχων. Για παράδειγμα 262 εικονοστοιχεία που ανήκουν στην κατηγορία “βράχος” έχουν ταξινομηθεί ως κτίρια με τσιμεντένια οροφή, ενώ άλλα 606 ως δρόμοι. Βέβαια, όλα τα παραπάνω ήταν γνωστά προβλήματα τα οποία θα γινόντουσαν ακόμη και με την επιλογή άλλων δεδομένων. Αυτό θα συνέβαινε γιατί όλα αυτά τα στοιχεία των κατηγοριών έχουν παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά. Οι κατηγορίες αυτές, επειδή διαφέρουν εντονότερα μεταξύ τους όσο και με τις υπόλοιπες κατηγορίες κάλυψης γης της περιοχής μελέτης σε ηλεκτρομαγνητικά μήκη πάνω από το κανάλι του κοντινού υπερύθρου, δεν μπορούν να διαφοροποιηθούν με μεγάλη ευκολία. Με τα κανάλια των δεκτών που είχαμε στην διάθεση μας για την συγκεκριμένη διπλωματική εργασία τα αποτελέσματα ήταν αρκετά αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας.

Σχετικά με την κατηγορία της θάλασσας, ενώ θα έπρεπε να είναι πιο εύκολη η ταξινόμηση της κατηγορία αυτής, εμφανίστηκαν προβλήματα, κυρίως στο δεύτερο πείραμα. Πιθανότατα ο αλγόριθμος ταξινόμησε ποσοστό των εικονοστοιχείων ως πισίνα (PLS) επειδή υπήρχαν κατά μήκος της ακτογραμμής νερά με μικρό βάθος. Σε κάθε περίπτωση αποτελεί ένα φανερό σφάλμα της ταξινόμησης του δεύτερου πειράματος. Στο σημείο αυτό θα άξιζε να σημειωθεί πως η κατηγορία “πισίνα” θα μπορούσε να παραληφθεί αφού τα δεδομένα για την κατηγορία αυτή ήταν λίγα, σε σχέση με τις υπόλοιπες κατηγορίες, και σε συνδυασμό με τις μετατοπίσεις που εμφανίζουν οι δύο λήψεις μεταξύ τους πιθανώς να οδήγησαν αυτές στην εσφαλμένη ταξινόμηση από τον αλγόριθμο.

Η συγκεκριμένη διπλωματική είχε ως σκοπό την αναγνώριση μεταβολών μεταξύ των δύο χρονολογιών λήψης των δορυφορικών εικόνων. Συνεπώς, τα αποτελέσματα της ταξινόμησης με το μεγαλύτερο ενδιαφέρον είναι εκείνα που αφορούν τις μεταβαλλόμενες κατηγορίες. Ξεκινώντας με την κατηγορία του χώματος που μετατρέπεται σε βλάστηση (STV) τα αποτελέσματα ήταν αρκετά καλά και αντιπροσωπευτικά. Το πρώτο πείραμα δεν κατάφερε να αναγνωρίσει με μεγάλη ακρίβεια τις περιοχές αυτές αφού δεν είχε τόσα δεδομένα όσα ο κύβος των 14 καναλιών του δεύτερου πειράματος. Η εισαγωγή των δεικτών βλάστηση φαίνεται να βοήθησε στην εκπαίδευση του αλγορίθμου με αποτελέσματα υψηλής ακρίβειας για την συγκεκριμένη κατηγορία στο δεύτερο πείραμα.

Επόμενες μεταβαλλόμενες κατηγορίες ήταν εκείνες της βλάστησης που κήκε, δηλαδή η κατηγορία της χαμηλής αραιής βλάστησης (SLV\_B), της πυκνής χαμηλής βλάστησης (DLV\_B) και των δασών (FOR\_B). Οι κατηγορίες αυτές έδωσαν αρκετά καλά αποτελέσματα και στα δύο διεξαχθέντα πειράματα, με μεγαλύτερη ακρίβεια στο δεύτερο πείραμα. Στις συγκεκριμένες κατηγορίες αποφεύχθηκε η σύγχυση με τις κατηγορίες των ελαιόδεντρων και των αμπελιών,

αφού οι τιμές στα τέσσερα κανάλια της δεύτερης λήψης είναι διαφορετικές, εξαιτίας των καμένων εκτάσεων που προκάλεσε η πυρκαγιά.

Η κατηγορία του δρόμου (RDS) έδωσε καλύτερα αποτελέσματα από τα αναμενόμενα και στα δυο πειράματα, με καλύτερη και πιο σαφή αναγνώριση των ορίων τους στο δεύτερο πείραμα. Στην κατηγορία αυτή τοποθετήθηκαν και αρκετά εικονοστοιχεία εσφαλμένα (βλ. Δείγμα 5), αλλά σε γενικές γραμμές το αποτέλεσμα αυτής ήταν ικανοποιητικό.

## BIBΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

1. L. Collins, P. Griffioen, G. Newell, A. Mellor, The utility of Random Forests for wildfire severity mapping, *Remote Sensing of Environment*, Volume 216, 2018
2. Miguel M. Pinto, Renata Libonati, Ricardo M. Trigo, Isabel F. Trigo, Carlos C. DaCamara, A deep learning approach for mapping and dating burned areas using temporal sequences of satellite images, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 160, 2020
3. Puzhao Zhang, Andrea Nascetti, Yifang Ban, Maoguo Gong, An implicit radar convolutional burn index for burnt area mapping with Sentinel-1 C-band SAR data, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 158, 2019
4. Emilio Chuvieco, Florent Mouillot, Guido R. van der Werf, Jesús San Miguel, Mihai Tanase, Nikos Koutsias, Mariano García, Marta Yebra, Marc Padilla, Ioannis Gitas, Angelika Heil, Todd J. Hawbaker, Louis Giglio, Historical background and current developments for mapping burned area from satellite Earth observation, *Remote Sensing of Environment*, Volume 225, 2019
5. Andrew C. Edwards, Jeremy Russell-Smith, Stefan W. Maier, A comparison and validation of satellite-derived fire severity mapping techniques in fire prone north Australian savannas: Extreme fires and tree stem mortality, *Remote Sensing of Environment*, Volume 206, 2018
6. Morgan A. Crowley, Jeffrey A. Cardille, Joanne C. White, Michael A. Wulder, Generating intra-year metrics of wildfire progression using multiple open-access satellite data streams, *Remote Sensing of Environment*, Volume 232, 2019
7. M.L. Campagnolo, D. Oom, M. Padilla, J.M.C. Pereira, A patch-based algorithm for global and daily burned area mapping, *Remote Sensing of Environment*, Volume 232, 2019
8. Shawn Urbanski, Bryce Nordgren, Carl Albury, Brenna Schwert, David Peterson, Brad Quayle, Wei Min Hao, A VIIRS direct broadcast algorithm for rapid response mapping of wildfire burned area in the western United States, *Remote Sensing of Environment*, Volume 219, 2018
9. Lonesome Malambo, Conrad D. Heatwole, Automated training sample definition for seasonal burned area mapping, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 160, 2020
10. David P. Roy, Haiyan Huang, Luigi Boschetti, Louis Giglio, Lin Yan, Hankui H. Zhang, Zhongbin Li, Landsat-8 and Sentinel-2 burned area mapping - A combined sensor multi-temporal change detection approach, *Remote Sensing of Environment*, Volume 231, 2019
11. Yinan He, Gang Chen, Angela De Santis, Dar A. Roberts, Yuyu Zhou, Ross K. Meentemeyer, A disturbance weighting analysis model (DWAM) for mapping wildfire burn severity in the presence of forest disease, *Remote Sensing of Environment*, Volume 221, 2019
12. Dong Chen, Tatiana V. Loboda, Joanne V. Hall, A systematic evaluation of influence of image selection process on remote sensing-based burn severity indices in North American boreal forest and tundra ecosystems, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 159, 2020

13. Yaping Chen, Mark Jason Lara, Feng Sheng Hu, A robust visible near-infrared index for fire severity mapping in Arctic tundra ecosystems, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 159, 2020
14. Carmine Maffei, Massimo Menenti, Predicting forest fires burned area and rate of spread from pre-fire multispectral satellite measurements, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 158, 2019
15. E. Roteta, A. Bastarrika, M. Padilla, T. Storm, E. Chuvieco, Development of a Sentinel-2 burned area algorithm: Generation of a small fire database for sub-Saharan Africa, *Remote Sensing of Environment*, Volume 222, 2019
16. Changming Yin, Binbin He, Marta Yebra, Xingwen Quan, Andrew C. Edwards, Xiangzhuo Liu, Zhanmang Liao, Improving burn severity retrieval by integrating tree canopy cover into radiative transfer model simulation, *Remote Sensing of Environment*, Volume 236, 2020
17. Schowengerdt, Robert A. (2007): *Remote sensing: models and methods for image processing* (3η έκδ.), Academic Press, ISBN 978-0-12-369407-2
18. Lemajic, S., Vajsova, B. and Aastrand, P., New sensors benchmark report on PlanetScope: Geometric benchmarking test for Common Agricultural Policy (CAP) purposes, EUR 29319 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2018, ISBN 978-92-79-92833-8, doi:10.2760/178918, JRC111221.
19. Vakalopoulou M., Karantzalos K., Komodakis N., Paragios N., 2016., Graph-based Registration, Change Detection and Classification in High Resolution Multitemporal Remote Sensing Data, *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, Vol. 9(7), pp.2940-2951.
20. Vakalopoulou M., Platias C., Papadomanolaki M., Paragios N., Karantzalos K., 2016. Simultaneous Registration, Segmentation and Change Detection from Multisensor, Multitemporal Satellite Image Pairs, *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*
21. Vakalopoulou M., Karantzalos K., Komodakis N., Paragios N., 2015, Simultaneous Registration and Change Detection in Multitemporal, Very High Resolution Remote Sensing Data, *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, CVPRW'15*, June 2015, pp.1-9
22. Karakizi C., Karantzalos K., Vakalopoulou M., Antoniou G. 2018., Detailed Land Cover Mapping from Multitemporal Landsat-8 Data of Different Cloud Cover, *Remote Sensing*, 10(8), doi: 10.3390/rs10081214
23. Jason Brownlee (2019): *How to Manually Scale Image Pixel Data for Deep Learning*
24. CRISP, 2015. National University of Singapore, *Electromagnetic Waves*.
25. CSIRO, 2015. Earth Observation Center.