



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

**Συνδυαστική χρήση κατηγοριών κάλυψης γης και
μεταβολών για την εκπαίδευση ταξινομητών
ανίχνευσης μεταβολών στη δόμηση**

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΑΝΑΣΤΑΣΙΑ ΤΣΟΝΤΖΟΥ

Αθήνα, Φεβρουάριος 2021



NATIONAL TECHNICAL UNIVERSITY OF ATHENS

SCHOOL OF RURAL AND SURVEYING ENGINEERING

Post-graduate programme of GEOINFORMATICS

Remote Sensing Laboratory

**Combining land cover and change classification
classes for change detection in urban
environments**

MASTER'S THESIS

ANASTASIA TSONTZOU

Athens, February 2021



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

Συνδυαστική χρήση κατηγοριών κάλυψης γης και μεταβολών για την εκπαίδευση ταξινομητών ανίχνευσης μεταβολών στη δόμηση

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
ΑΝΑΣΤΑΣΙΑ ΤΣΟΝΤΖΟΥ

Τριμελής εξεταστική επιτροπή:

(Υπογραφή)

.....
Κ. Καράντζαλος
Αν. Καθηγητής Ε.Μ.Π.
Επιβλέπων

(Υπογραφή)

.....
Δ. Αργιαλάς
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

(Υπογραφή)

.....
Β. Νάκος
Καθηγητής Ε.Μ.Π.

Αθήνα, Φεβρουάριος 2021

ΑΝΑΣΤΑΣΙΑ ΤΣΟΝΤΖΟΥ

Διπλωματούχος Αγρονόμος και Τοπογράφος Μηχανικός Ε.Μ.Π.

© 2021 – All rights reserved

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, εκπαιδευτικής ή ερευνητικής φύσης, υπό την προϋπόθεση να αναφέρεται η πηγή προέλευσης και να διατηρείται το παρόν μήνυμα. Ερωτήματα που αφορούν τη χρήση εργασίας για κερδοσκοπικό σκοπό πρέπει να απευθύνονται προς το συγγραφέα. Οι απόψεις και τα συμπεράσματα που περιέχονται σε αυτό το έγγραφο εκφράζουν το συγγραφέα και δεν πρέπει να ερμηνευθεί ότι αντιπροσωπεύουν τις επίσημες θέσεις του Εθνικού Μετσόβιου Πολυτεχνείου.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Με το πέρας της παρούσας μεταπτυχιακής εργασίας θα ήθελα να ευχαριστήσω όλους όσους συνέβαλαν στην υλοποίησή της.

Αρχικά θα ήθελα να ευχαριστήσω τον επιβλέποντά μου, Αν. Καθηγητή Αγρονόμων και Τοπογράφων Μηχανικών, κ. Κωνσταντίνο Καραντζαλο για την ανάθεση του θέματος, και την επιστημονική του κατεύθυνση και καθοδήγηση. Θα ήθελα επιπλέον να ευχαριστήσω τον υποψήφιο Διδάκτορα του εργαστηρίου Τηλεπισκόπησης Ζαχαρία Κανδυλάκη για την άμεση και διαρκή του υποστήριξη.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω θερμά τα αγαπημένα μου πρόσωπα για την διαρκή τους στήριξη.

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας αναπτύχθηκε και αξιολογήθηκε μεθοδολογία για την αυτόματη ανίχνευση μεταβολών από τηλεπισκοπικά δεδομένα με σκοπό την διαχρονική παρακολούθηση της δόμησης. Η προτεινόμενη μεθοδολογία εφαρμόστηκε σε τμήμα της νήσου Σαλαμίνας και μελετήθηκαν μεταβολές που έλαβαν χώρα ανάμεσα στα έτη 2011 και 2015-2016 με χρήση τηλεπισκοπικών, διαχρονικών, πολυφασματικών δεδομένων πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης.

Συγκεκριμένα, πραγματοποιήθηκε συνδυαστική χρήση κατηγοριών καλύψεων γης και μεταβολών για την εκπαίδευση του ταξινομητή Τυχαίων Δασών και τελικά την ανίχνευση μεταβολών. Διερευνήθηκε όχι μόνο ο χωρικός εντοπισμός των περιοχών που εντοπίζονται μεταβολές στην κάλυψη γης αλλά και η ταυτόχρονη αναγνώριση του είδους της μεταβολής (transition From this – To that class, From – To change). Συνολικά πραγματοποιήθηκαν τέσσερα διαδοχικά πειράματα προκειμένου να διαπιστωθεί ότι η μεθοδολογία που προτείνεται μπορεί να εξασφαλίσει τον επαρκή έλεγχο των μεταβολών στη δόμηση. Πριν από την διεξαγωγή των πειραμάτων πραγματοποιήθηκε προεπεξεργασία των τηλεπισκοπικών δεδομένων όπως οι σχετικές ατμοσφαιρικές διορθώσεις, η αντιστοίχισή τους, η δημιουργία φασματικού κύβου και συλλογή των δεδομένων αναφοράς.

Από την ποιοτική και ποσοτική αξιολόγηση, συμπεραίνεται ότι η μεθοδολογία που προτείνεται μπορεί να οδηγήσει μετά από συστηματικό έλεγχο, παραμετροποίηση και αξιολόγηση στην αποτελεσματική παρακολούθηση και εντοπισμό των μεταβολών στη δόμηση με τη χρήση υψηλής ανάλυσης τηλεπισκοπικών δεδομένων. Σύμφωνα με την ποσοτική αξιολόγηση επιτεύχθηκε Συνολική Ακρίβεια (Overall Accuracy) ίση με 90%. Η μέση ακρίβεια παραγωγού (Producer's Accuracy) υπολογίσθηκε ίση με 95% και η μέση αξιοπιστία χρήστη (User's Accuracy) έφτασε το 95%.

Λέξεις Κλειδιά: Ανίχνευση μεταβολών, Μηχανική μάθηση, Επιβλεπόμενη ταξινόμηση, Τυχαία δάση, Κάλυψη γης, Είδος μεταβολής, Αντιστοίχιση

ABSTRACT

In this Master's Thesis, a methodological approach was developed and evaluated in order to automatically detect changes from remote sensing data for construction monitoring. The proposed methodology was applied in a part of the island of Salamina. Changes that took place between year 2011 and 2015-2016, were studied. For this purpose, temporal, multispectral, remote sensing data of very high spatial resolution were employed.

More specifically, a combination of land cover categories and changes was used so as to train Random Forest Classifier and finally detect potential changes. In this work, the spatial location of land cover changes was identified together with the category of change (transition From this - To that class, From - To change).

A total number of four consecutive experiments was performed in order to determine that the proposed methodology could ensure the effective and adequate detection of construction changes. Prior to the experiments, the preprocessing of remote sensing data took place, ie atmospheric corrections, image registration, image stacking, ground truth collection.

According to the quantitative and qualitative evaluation, it was concluded that the proposed methodology can lead, through systematic evaluation and configuration, to the effective monitoring and detection of construction changes when high-resolution remote sensing data are employed. The quantitative evaluation determined an Overall Accuracy rate equal to 90%. The average Producer's Accuracy was calculated equal to 95% and the average User's Accuracy reached 95%.

Keywords: Change detection, Machine learning, Supervised classification, Random forest, Land cover, From-to transitions, Registration

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

1	ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1	Αντικείμενο και Στόχος.....	2
1.2	Οργάνωση κειμένου.....	2
2	ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΚΑΙ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ	3
2.1	Γενικές αρχές ανίχνευσης μεταβολών από τηλεπισκοπικά δεδομένα.....	4
2.2	Τεχνικές ανίχνευσης μεταβολών βασισμένες σε εικονοστοιχεία.....	9
2.2.1	Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης	13
2.2.2	Ταξινομητής Τυχαίων Δασών (Random Forest).....	14
2.2.3	Μεθοδολογία αξιολόγησης στατιστικών μοντέλων	17
2.2.4	Προκλήσεις τεχνικών ανίχνευσης μεταβολών βασισμένων σε εικονοστοιχεία.....	19
2.3	Αντικειμενοστραφής ανίχνευση μεταβολών	20
2.3.1	Προκλήσεις των τεχνικών βασισμένων στην αντικειμενοστραφή ανάλυση.....	21
2.4	Υβριδικές Μέθοδοι – Hybrid change detection (HCD).....	22
2.5	Εφαρμογές και πρόσφατες ερευνητικές προσπάθειες	23
2.5.1	Ανίχνευση μεταβολών κτισμάτων.....	24
2.6	Αντιστοίχιση Εικόνων	24
2.7	Πολυφασματικές εικόνες και δείκτες τηλεπισκόπησης	25
3	ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ	27
3.1	Περιοχή μελέτης και δεδομένα ελέγχου	27
3.2	Προεπεξεργασία Τηλεπισκοπικών δεδομένων.....	31
3.2.1	Προεπεξεργασία δορυφορικών εικόνων	31
3.2.2	Προεπεξεργασία ορθοεικόνων	34
3.2.3	Παραγωγή Φασματικού Κύβου (Stacked Image).....	35
3.2.4	Δημιουργία Δεδομένων Αναφοράς	35
3.3	Μεθοδολογική Προσέγγιση	39
3.3.1	Εξαγωγή πίνακα χαρακτηριστικών και διανύσματος χαρακτηριστικών τιμών	39
3.3.2	Σχεδιασμός Πειραμάτων	40
4	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ	42

4.1	Πρώτο Πείραμα	42
4.1.1	Ποσοτική αξιολόγηση.....	43
4.1.2	Ποιοτική αξιολόγηση.....	47
4.2	Δεύτερο Πείραμα	53
4.2.1	Ποσοτική αξιολόγηση.....	53
4.2.2	Ποιοτική αξιολόγηση.....	57
4.3	Τρίτο Πείραμα	61
4.3.1	Ποσοτική αξιολόγηση.....	61
4.3.2	Ποιοτική αξιολόγηση.....	65
4.4	Τέταρτο Πείραμα – Ομαδοποίηση Κατηγοριών	69
4.4.1	Ποσοτική αξιολόγηση.....	70
4.4.2	Ποιοτική αξιολόγηση.....	71
4.5	Συγκριτική Αξιολόγηση.....	73
4.5.1	Συγκριτική Ποσοτική αξιολόγηση	73
4.5.2	Συγκριτική Ποιοτική αξιολόγηση	77
5	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ.....	79
6	ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	81
	ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ.....	88
	ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	89

1 ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η ανάγκη για διαρκή και συστηματική παρακολούθηση της γήινης επιφάνειας αυξάνεται συνεχώς, δεδομένου ότι η πληροφορία που προκύπτει αποτελεί την βάση για μία πληθώρα εφαρμογών (περιβαλλοντικές μελέτες, μελέτες σχετικές με την κλιματική αλλαγή και τις φυσικές καταστροφές, παρακολούθηση μεταβολών χρήσεων γης και κάλυψης, κ.α.)

Ωστόσο, η γήινη επιφάνεια μεταβάλλεται δυναμικά στο χρόνο, λόγω διαφόρων παραγόντων όπως οι ανθρωπογενείς παρεμβάσεις καθώς και τα διάφορα φυσικά φαινόμενα. Σε σύντομα χρονικά διαστήματα το γυμνό έδαφος δύναται να καλυφθεί από βλάστηση ή καλλιέργειες, ενώ αδόμητες περιοχές μπορούν να καλυφθούν από ανθρωπογενείς κατασκευές. Έτσι λοιπόν, σε ένα διαρκώς μεταβαλλόμενο περιβάλλον, ιδιαίτερα υπό την επίδραση της έντονης αστικοποίησης και της κλιματικής αλλαγής, κρίνεται αναγκαία η συνεχής παρατήρηση της γης, των φυσικών φαινομένων και μεταβολών της γήινης επιφάνειας ιδιαίτερα λόγω των ανθρωπογενών παρεμβάσεων. Τα δορυφορικά τηλεπισκοπικά δεδομένα προσφέρουν την δυνατότητα απόκτησης πληροφορίας σχετικά με τη γήινη επιφάνεια σε διαφορετικές χωρικές αναλύσεις και χρησιμοποιούνται ευρέως σε μελέτες ανίχνευσης μεταβολών. Τα διαθέσιμα δορυφορικά τηλεπισκοπικά προέρχονται από πολλούς, διαφορετικούς αισθητήρες, ποικίλων συστημάτων και καλύπτουν μεγάλο εύρος χωρικών, ραδιομετρικών και φασματικών αναλύσεων. Δεδομένης της πληθώρας των διαθέσιμων προϊόντων καθίσταται αναγκαία πλέον, η εύρεση τρόπων αυτοματοποίησης των διαδικασιών ανίχνευσης μεταβολών, παραγωγής αποτελεσμάτων υψηλής ακρίβεια αλλά και μείωσης του απαιτούμενου χρόνου και κόστους παραγωγής τους. Μέχρι σήμερα, έχει αναπτυχθεί πλήθος μεθοδολογιών ανίχνευσης μεταβολών ενώ συνεχώς αναδύονται νέες τεχνολογίες.

Δεδομένου ότι τα κτίρια αποτελούν τον κύριο τόπο στον οποίο λαμβάνουν χώρα οι ανθρώπινες δραστηριότητες, η ανίχνευση αλλαγών σε αυτά αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα ζητήματα ανίχνευσης μεταβολών από τηλεπισκοπικά δεδομένα. Κατά καιρούς έχουν προταθεί ποικίλες μέθοδοι για την ανίχνευση μεταβολών κτισμάτων, ειδικά από δεδομένα που έχουν ληφθεί από δέκτες υψηλής ή υπερυψηλής ακρίβειας οι οποίοι παρέχουν λεπτομερείς πληροφορίες για την κάλυψη της γης. Εκτός από τις κλασικές μεθόδους ανίχνευσης μεταβολών, έχουν εφαρμοστεί και τεχνικές μηχανικής ή βαθιάς μηχανικής μάθησης σε τηλεπισκοπικά δεδομένα όπως σε πολυφασματικά, υπερφασματικά, δεδομένα ραντάρ. Σε γενικές γραμμές, αυτές οι πρόσφατες μελέτες έχουν συμβάλλει σημαντικά στην αυτόματη ανίχνευση μεταβολών κτισμάτων, αλλά εξακολουθεί να υπάρχει μια ποικιλία προκλήσεων όπως για παράδειγμα η διαχείριση μεγάλων συνόλων δεδομένων, η αυτοματοποίηση των διαδικασιών κ.α..

Προς την κατεύθυνση αυτή, στην παρούσα μεταπτυχιακή εργασία διερευνήθηκε πειραματικά η αυτόματη ανίχνευση μεταβολών κτισμάτων από διαχρονικά τηλεπισκοπικά δεδομένα υπερυψηλής χωρικής ανάλυσης μέσω της συνδυαστικής χρήσης κατηγοριών κάλυψης γης και μεταβολών για την εκπαίδευση ταξινομητών ανίχνευσης μεταβολών εστιασμένων στη δόμηση.

1.1 Αντικείμενο και Στόχος

Αντικείμενο της εργασίας αποτέλεσε η ανάπτυξη και αξιολόγηση μεθοδολογικής προσέγγισης για την αυτόματη ανίχνευση μεταβολών αξιοποιώντας διαχρονικά, πολυφασματικά τηλεπισκοπικά δεδομένα (δορυφορικές εικόνες και ορθοεικόνες) πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης, προκειμένου να εντοπιστούν μεταβολές στη δόμηση. Για το σκοπό αυτό επιλέχθηκε να μελετηθεί τμήμα της νήσου Σαλαμίνας ως προς τις μεταβολές που έλαβαν χώρα ανάμεσα στα έτη 2011 και 2015-2016.

Στόχο αποτέλεσε η ανάπτυξη της προτεινόμενης μεθοδολογίας η οποία περιλαμβάνει τη συνδυαστική χρήση κατηγοριών καλύψεων γης και μεταβολών για την κατάλληλη εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest. Διερευνήθηκε, όχι μόνο ο χωρικός εντοπισμός των περιοχών που εντοπίζονται μεταβολές στην κάλυψη γης, αλλά και η ταυτόχρονη αναγνώριση του είδους της μεταβολής (transition From this – To that class, From – To change). Επιπλέον, επιδιώχθηκε να διασφαλιστεί ότι η μεθοδολογία που προτείνεται μπορεί να οδηγήσει μετά από συστηματικό έλεγχο, παραμετροποίηση και αξιολόγηση, στον επαρκή έλεγχο των μεταβολών στη δόμηση με υψηλής ανάλυσης τηλεπισκοπικά δεδομένα.

Προς την κατεύθυνση αυτή, ως επιμέρους στόχοι τέθηκαν η κατάλληλη προεπεξεργασία των τηλεπισκοπικών δεδομένων, η λεπτομερής συλλογή δεδομένων αναφοράς σχετικών με μεταβολές στη δόμηση αλλά και άλλων καλύψεων γης, ο σχεδιασμός και η υλοποίηση διαδοχικών πειραμάτων καθώς και η ποσοτική και ποιοτική τους αξιολόγηση.

1.2 Οργάνωση κειμένου

Κεφάλαιο 1: Στο παρόν κεφάλαιο γίνεται μία εισαγωγή στην παρούσα διπλωματική εργασία, παρουσιάζονται το αντικείμενο και οι στόχοι της.

Κεφάλαιο 2: Στο δεύτερο κεφάλαιο παρουσιάζεται το θεωρητικό υπόβαθρο καθώς και απαραίτητες εισαγωγικές έννοιες για το αντικείμενο, τα δεδομένα και τις τεχνικές που αξιοποιήθηκαν στην παρούσα μελέτη. Παρουσιάζονται επίσης οι κυριότεροι αλγόριθμοι αιχμής στον τομέα της ταξινόμησης και οι οποίοι χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές ανίχνευσης μεταβολών από διαχρονικά, τηλεπισκοπικά δεδομένα.

Κεφάλαιο 3: Στο τρίτο κεφάλαιο περιγράφεται η προτεινόμενη μεθοδολογία. Συγκεκριμένα παρουσιάζεται η προεπεξεργασία των τηλεπισκοπικών δεδομένων. Γίνεται περιγραφή των κατηγοριών ταξινόμησης και της διαδικασίας λήψης δειγμάτων. Αναλύονται τα πρώτα βήματα της διαδικασίας της ταξινόμησης και της προετοιμασίας των δεδομένων για την εκπαίδευση των ταξινομητών. Τέλος, γίνεται περιγραφή των πειραμάτων που υλοποιήθηκαν.

Κεφάλαιο 4: Παρουσιάζονται ανά πείραμα τα αποτελέσματα από την εφαρμογή της προτεινόμενης μεθοδολογίας, σχολιάζονται τα ιδιαίτερα χαρακτηριστικά του κάθε πειράματος, παρουσιάζονται οι χάρτες πρόβλεψης και γίνεται ποσοτική αξιολόγηση και σχολιασμός του κάθε πειράματος. Τέλος γίνεται η συγκριτική αξιολόγηση των τεσσάρων πειραμάτων και παρουσίαση ορισμένων χαρακτηριστικών περιπτώσεων.

Κεφάλαιο 5: Στο συγκεκριμένο κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή της μεθοδολογίας που αναπτύχθηκε, επισημαίνονται τα σημαντικότερα προβλήματα που παρουσιάστηκαν στα διάφορα στάδια της διαδικασίας ανάλυσης, ενώ τέλος δίνονται κατευθύνσεις για περαιτέρω έρευνα σε θέματα που αφορούν στη βελτίωση της μεθοδολογικής προσέγγισης που ακολουθήθηκε.

Κεφάλαιο 6: Παράθεση βιβλιογραφίας.

2 ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ ΚΑΙ ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

Η επιφάνεια της γης διαρκώς μεταβάλλεται λόγω διαφόρων φυσικών φαινομένων ή και ανθρωπογενών δραστηριοτήτων όπως οι δασικές πυρκαγιές, οι πλημμύρες, η επέκταση της γεωργίας, η αστικοποίηση καθώς και διάφοροι άλλοι κοινωνικοί, οικονομικοί, τεχνολογικοί και ιστορικοί παράγοντες (Borak, 2000).

Η έγκαιρη και ακριβής ανίχνευση αλλαγών των χαρακτηριστικών της επιφάνειας της γης αποτελεί αντικείμενο πλήθους μελετών ιδιαίτερα λόγω της σημαντικότητάς της για την κατανόηση των σχέσεων και αλληλεπιδράσεων μεταξύ των ανθρωπογενών και φυσικών φαινομένων.

Στις εφαρμογές Τηλεπισκόπησης, ως αλλαγές θεωρούνται οι μεταβολές που συντελούνται και τροποποιούν τη σύνθεση της γήινης επιφάνειας. Ειδικότερα, μεταβολές που αφορούν στη χρήση/ κάλυψη γης αποτελούν ιδιαίτερα σημαντική πληροφορία δεδομένης της χρήσης τους σε πλήθος εφαρμογών όπως είναι η αποψίλωση των δασών, η παρακολούθηση/αξιολόγηση φυσικών καταστροφών, η διαρκής επέκταση των αστικών περιοχών και η διαχείριση της γης. Ο Singh το 1989 όρισε την ανίχνευση μεταβολών ως «τη διαδικασία αναγνώρισης διαφορών στην κατάσταση ενός αντικείμενου ή φαινομένου μέσω της παρατήρησης του σε διαφορετικές χρονικές στιγμές». Η ανίχνευση μεταβολών επομένως προϋποθέτει την ύπαρξη συνόλων δεδομένων που αντιστοιχούν σε διαφορετικές χρονικές στιγμές προκειμένου να πραγματοποιηθεί ποσοτική ανάλυση της επίδρασης του χρόνου στο υπό εξέταση φαινόμενο και ποσοτικοποίηση της αλλαγής.

Τα τηλεπισκοπικά δεδομένα αποτελούν σημαντική πηγή στις μελέτες ανίχνευσης μεταβολών δεδομένης της υψηλής τους χρονικής συχνότητας, της μορφής τους η οποία επιτρέπει την εφαρμογή κατάλληλης μεθοδολογίας καθώς και τη δυνατότητα επιλογής δεδομένων από ένα μεγάλο εύρος χωρικής και φασματικής ανάλυσης (Chen et al., 2012a, Coops et al., 2006, Lunetta et al., 2004). Οι γενικοί στόχοι της ανίχνευσης μεταβολών στη Δορυφορική Τηλεπισκόπηση περιλαμβάνουν την αναγνώριση της γεωγραφικής θέσης και τους είδους των αλλαγών, την ποσοτικοποίησή τους, και την αξιολόγηση της ακρίβειας των αποτελεσμάτων (Corpin et al., 2004, Im et al, 2005, Macleod et al, 1998).

Η ανάπτυξη μεθόδων ανίχνευσης μεταβολών στην επιστήμη της Τηλεπισκόπησης αποτελεί αντικείμενο διαρκούς έρευνας. Η βασική αρχή που διέπει την χρήση των τηλεπισκοπικών δεδομένων στην ανίχνευση μεταβολών είναι πως οι αλλαγές που συντελούνται στο αντικείμενο ενδιαφέροντος πρόκειται να αλλάξουν τη φασματική του συμπεριφορά (τιμή ανακλαστικότητας ή υψή) με τρόπο διαφορετικό/διακριτό από τις αλλαγές που οφείλονται σε άλλους παράγοντες (π.χ. ατμοσφαιρικές συνθήκες, συνθήκες φωτισμού, και εδαφική υγρασία) (Deer, 1995, Green et al., 1994, Jensen, 1983).

Η ανίχνευση μεταβολών με χρήση τηλεπισκοπικών δεδομένων επηρεάζεται από διάφορους παράγοντες συμπεριλαμβανομένων των χωρικών, φασματικών, θεματικών και χρονικών περιορισμών, τη ραδιομετρική τους ανάλυση, τις ατμοσφαιρικές συνθήκες και τις συνθήκες εδαφικής υγρασίας (Jensen, 2005). Στο παρελθόν, έχει αναπτυχθεί πλήθος τεχνικών ανάλογα με

τις απαιτήσεις της εκάστοτε εφαρμογής και τις επικρατούσες συνθήκες. Ωστόσο, η επιλογή της καταλληλότερης μεθόδου/αλγορίθμου για την ανίχνευση μεταβολών, δεν αποτελεί απλή διαδικασία (Lu et al., 2004).

Πολλοί ερευνητές έχουν αναπτύξει πληθώρα μεθοδολογιών ανίχνευσης μεταβολών συμπεριλαμβανομένων τόσο των παραδοσιακών, βασισμένων σε εικονοστοιχεία (pixel-based techniques) (Mas, 1999) όσο και των τεχνικών βασισμένων στην αντικειμενοστραφή ανάλυση (object-based techniques) (Araya et al, 2008). Αρκετές βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις έχουν δημοσιευτεί οι οποίες σχετίζονται με τεχνικές ανάλυσης τηλεπισκοπικών δεδομένων βασισμένες σε εικονοστοιχεία (Coppin et al., 2004, Deer, 1995, Jianyaa et al., 2008, Mouat et al., 1993), οι οποίες αναλύουν και κατηγοριοποιούν επιπλέον τις διάφορες τεχνικές ανίχνευσης μεταβολών. Μία συνήθης ομαδοποίηση τις κατατάσσει σε τεχνικές προ-ταξινόμησης και μετα-ταξινόμησης. (Chen et al., 2012c). Ο Chan et al. (2001) τις ταξινόμησε σε τεχνικές ενίσχυσης της αλλαγής και εντοπισμού της φύσης της αλλαγής. Οι Lu et al. το 2004 πραγματοποίησαν εκτενή ανασκόπηση και ομαδοποίησε τις διάφορες τεχνικές σε επτά κατηγορίες. Ειδικότερα παρουσίασαν μια ολοκληρωμένη λίστα από μελέτες ανίχνευσης μεταβολών λαμβάνοντας υπόψιν το είδος της αλλαγής ή την εφαρμογή για την οποία αναπτύχθηκαν.

Αρκετές από τις διαθέσιμες βιβλιογραφικές ανασκοπήσεις αφορούν σε τεχνικές οι οποίες εφαρμόζονται σε δεδομένα χαμηλής ή σχετικά υψηλής χωρική ακρίβειας όπως των MODIS, Landsat (MSS, TM), SPOT, ή και radar. Επιπλέον συναντώνται συχνά και ανασκοπήσεις σχετικές με προϊόντα υπερυψηλής χωρικής ακρίβειας – Very High Resolution (VHR) προερχόμενα από οπτικούς δέκτες όπως IKONOS, QuickBird, GeoEye, RapidEye. (Masroor Hussain et al., 2013, Blaschke, 2010, Chen et al., 2012a, Jianyaa et al., 2008, Lang, 2008).

Σε κάθε περίπτωση, οι διάφορες τεχνικές μπορούν να διακριθούν σε δύο βασικές κατηγορίες: στις μεθόδους ανίχνευσης μεταβολών βασισμένες σε εικονοστοιχεία (pixel-based change detection-PBCD) και στις μεθόδους ανίχνευσης μεταβολών βασισμένες στην αντικειμενοστραφή ανάλυση (object-based change detection-OBCD). Οι τεχνικές που συναντώνται σε κάθε μία από τις δύο αυτές κατηγορίες παρουσιάζονται στη συνέχεια μαζί με παραδείγματα σχετικών εφαρμογών καθώς και πιθανά ζητήματα που ανακύπτουν ανά κατηγορία. Επιπλέον, γίνεται εκτενής αναφορά στις διάφορες τεχνικές που έχουν αναπτυχθεί για την ανίχνευση μεταβολών σε κτίσματα. Τέλος γίνεται συνοπτική παρουσίαση των τεχνικών μηχανικής μάθησης και ειδικότερα του αλγορίθμου τυχαίων δασών ο οποίος εφαρμόστηκε στη συγκεκριμένη εργασία.

2.1 Γενικές αρχές ανίχνευσης μεταβολών από τηλεπισκοπικά δεδομένα

Το βασικό σχήμα ανίχνευσης μεταβολών στην Τηλεπισκόπηση, σε γενικές γραμμές περιλαμβάνει (α) την εξαγωγή των χαρακτηριστικών ενδιαφέροντος: η διαδικασία αυτή σχετίζεται με την επεξεργασία των εικόνων για την άντληση χρήσιμης πληροφορίας καθώς και την επισήμανση των δεδομένων εισόδου που απαιτούνται κατά το στάδιο της απόφασης και (β) την λειτουργία απόφασης, δηλαδή των πράξεων που εφαρμόζονται στην εξαγόμενη πληροφορία με σκοπό την λήψη απόφασης για την ύπαρξη ή όχι αλλαγής. Βέβαια, δεν ακολουθούν όλες οι μελέτες την ίδια μεθοδολογία (Dreschler-Fischeretal., 1993). Η διαδικασία ανίχνευσης μεταβολών μπορεί γενικώς να διακριθεί σε τρία επιμέρους στάδια: (α) προεπεξεργασία, (β) επιλογή κατάλληλης τεχνικής ανίχνευσης μεταβολών, και (γ) εκτίμηση ακρίβειας (Hecheltjen, Thonfeld, & Menz, 2014).

Στο στάδιο της προεπεξεργασίας αντικείμενο αποτελούν ζητήματα όπως οι ραδιομετρικές, ατμοσφαιρικές και τοπογραφικές διορθώσεις, γεωμετρικές συνορθώσεις και η αντιστοίχιση εικόνων. Είναι σημαντικό να χρησιμοποιούνται, όταν είναι εφικτό, δεδομένα από τον ίδιο αισθητήρα, με ίδια ραδιομετρική και χωρική ανάλυση και με κοντινές ημερομηνίες λήψης μέσα

στο έτος προκειμένου να ελαχιστοποιούνται οι επιδράσεις της γωνίας του ήλιου, της εποχικότητας κλπ (Song and Woodcock, 2003). Παρ' όλα αυτά, σύμφωνα με τους Song et al (2001) ατμοσφαιρικές διορθώσεις μπορεί να μην απαιτούνται στην περίπτωση που χρησιμοποιούνται μίας ημερομηνίας εικόνες κατά το στάδιο της ταξινόμησης αλλά είναι υποχρεωτικές στην περίπτωση που αναλύονται δεδομένα πολλών διαφορετικών χρονικών στιγμών ή από πολλούς διαφορετικούς αισθητήρες.

Η αντιστοίχιση εικόνων και οι ραδιομετρικές διορθώσεις διαχρονικών δεδομένων είναι από τα σημαντικότερα βήματα της μεθοδολογίας. Οι ακριβείς γεωμετρικές αντιστοιχίσεις διαχρονικών εικόνων είναι απαραίτητες αφού τα σφάλματά τους μπορεί να οδηγήσουν σε λανθασμένες περιοχές μεταβολών. Η ανάγκη για υψηλής ακρίβειας αντιστοίχιση γίνεται ακόμη πιο σημαντική όταν αναλύονται δεδομένα διαφορετικής ακρίβειας και από διαφορετικούς αισθητήρες.

Οι ραδιομετρικές διορθώσεις αφορούν σε σφάλματα είτε εσωτερικά που σχετίζονται με χαρακτηριστικά του αισθητήρα καταγραφής είτε εξωτερικά όπως είναι οι ατμοσφαιρικές συνθήκες, το υψόμετρο και ο προσανατολισμός του εδάφους, η γωνία της ηλιακής ακτινοβολίας (Chen et al., 2005, Du et al., 2002). Στη βιβλιογραφία συναντάται πλήθος διαφορετικών μεθόδων ραδιομετρικών διορθώσεων που καλύπτουν διαφορετικές περιπτώσεις (Janzen et al., 2006, Yuan and Elvidge, 1996, Chavez, 1988, Elvidge et al., 1995).

Η επιλογή της κατάλληλης μεθοδολογίας για την ανίχνευση μεταβολών σχετίζεται άμεσα με τον σκοπό της μελέτης. Ορισμένες τεχνικές όπως η διαφορά εικόνων (image differencing) ή η αναλογία εικόνων (image ratioing) μπορούν να προσφέρουν δυαδική μόνο πληροφορία για την ύπαρξη ή όχι της αλλαγής. Στις περιπτώσεις όπου απαιτείται περαιτέρω πληροφορία όπως για παράδειγμα λεπτομέρειες για το είδος της μεταβολής, τότε επιβάλλεται η υιοθέτηση άλλων τεχνικών. Καθοριστικό επίσης ρόλο κατά την επιλογή της κατάλληλης μεθοδολογίας διαδραματίζει και το είδος των διατιθέμενων δεδομένων. Πολλές από τις παραδοσιακά χρησιμοποιούμενες τεχνικές βασισμένες σε εικονοστοιχεία, συχνά δεν θεωρούνται κατάλληλες για την επεξεργασία δεδομένων υπερυψηλής χωρικής ανάλυσης καθώς στις περιπτώσεις αυτές προτιμώνται τεχνικές μηχανικής μάθησης ή άλλες που βασίζονται στην αντικειμενοστραφή ανάλυση. Σε κάθε περίπτωση, έχει αναπτυχθεί πλήθος αλγορίθμων οι οποίοι δύναται να καλύψουν σημαντικό εύρος διαφορετικών εφαρμογών (Lu et al., 2011).

Επιπλέον, το μέγεθος της περιοχής μελέτης σε συνδυασμό με την χωρική ανάλυση των δεδομένων μπορούν να επηρεάσουν σημαντικά την επιλογή της τεχνικής ανίχνευσης μεταβολών. Ως χωρική ανάλυση των τηλεπισκοπικών δεδομένων νοείται το μέγεθος του εικονοστοιχείου της εικόνας που μελετάται και συνδέεται άμεσα με την κλίμακα του προς ανάλυση φαινομένου ή περιοχής. Συνήθως εικόνες χαμηλής ανάλυσης χρησιμοποιούνται για την παρακολούθηση μεταβολών μεγαλύτερων περιοχών. Στη χαρτογράφηση αλλαγών σε εθνικό ή παγκόσμιο επίπεδο, χρησιμοποιούνται ευρέως δεδομένα χαμηλότερης χωρικής ανάλυσης, όπως του ραδιόμετρου AVHRR της Εθνικής Ωκεανογραφικής και Ατμοσφαιρικής Υπηρεσίας ή των δεδομένων (MODIS), (Corpin et al., 2004). Σε περιφερειακό επίπεδο, χρησιμοποιούνται δεδομένα μεσαίας χωρικής ανάλυσης όπως εκείνα του θεματικού χαρτογράφου του δορυφορικού συστήματος Landsat. Δεδομένα υπερυψηλής χωρικής ανάλυσης (π.χ. QuickBird, IKONOS, WorldView) χρησιμοποιούνται σε τοπικό επίπεδο. Στις περιπτώσεις αυτές, και όταν εφαρμόζονται τεχνικές βασισμένες σε εικονοστοιχεία, τίθενται ορισμένα ζητήματα λόγω της υψηλής φασματικής μεταβλητότητας. (Arlin, 2006; Chen et al., 2012a).

Σύνοψη των τεχνικών παρουσιάζεται στους Πίνακες 1, Πίνακας 2.

Πίνακας 1: Σύνοψη τεχνικών ανίχνευσης μεταβολών (Masroor et al., 2013)

Τεχνική	Υποκατηγορία	Προσέγγιση	Πλεονεκτήματα	Περιορισμοί	Παράδειγμα εφαρμογής
Βασισμένη σε εικονοστοιχεία (Pixel – based)	Απευθείας σύγκριση (Direct Comparison)	Διαφορά Εικόνων (Image differencing)	<ul style="list-style-type: none"> • Απλή • Εύκολη ερμηνεία αποτελεσμάτων 	<ul style="list-style-type: none"> • Δεν υπάρχουν πλήρεις πίνακες με την πληροφορία της αλλαγής • Βέλτιστη επιλογή κατωφλίου • Η ραδιομετρική τιμή της διαφοράς (difference value) είναι απόλυτη. Η ίδια τιμή μπορεί να έχει διαφορετική σημασία. • Δυσιαδική (αλλαγή, όχι αλλαγή) 	Urban land cover changes at the urban fringe from SPOT HRV imagery (Quarmby και Cushnie, 1989) Change detection in forest ecosystems (Coppin και Bauer, 1996).
		Λόγος Εικόνων (Image rationing)	<ul style="list-style-type: none"> • Καλύτερη διαχείριση των σφαλμάτων βαθμονόμησης (γωνία ηλιακής ακτινοβολίας, σκιές, επίδραση ανάγλυφου) (Rignot και van Zyl, 1993) 	<ul style="list-style-type: none"> • Δεν υπάρχουν πλήρεις πίνακες με την πληροφορία της αλλαγής • Μη κανονική κατανομή των αποτελεσμάτων • Δυσιαδική (αλλαγή, όχι αλλαγή) 	Environmental change using Landsat (Howarth και Wickware, 1981)
		Ανάλυση Παλινδρόμησης (Regression Analysis)	<ul style="list-style-type: none"> • Υπολογίζει τις διαφορές στο μέσο όρο και τη διακύμανση μεταξύ των τιμών ανακλαστικότητας των εικονοστοιχείων για διαφορετικές ημερομηνίες, μειώνοντας έτσι τις επιδράσεις από τις ατμοσφαιρικές συνθήκες και την γωνία της ηλιακής ακτινοβολίας (Singh, 1989) 	<ul style="list-style-type: none"> • Απαιτούνται ακριβείς λειτουργίες παλινδρόμησης για τα επιλεγμένα κανάλια • Καταλληλότερη για την μέτρηση της μετατροπής από ένα είδος αλλαγής σε άλλο και πιο αδύναμη στην ανίχνευση διακριτών αλλαγών (Coppin et al., 2004) 	Logistic regression to model changes from forest to non-forest (Ludeke et al., 1990) Tropical deforestation change measuring (Singh, 1986)
	Μετασηματισμός/ από εικόνα (Transformation/ from image)	Διαφορά δείκτη βλάστησης (Vegetation index differencing)	<ul style="list-style-type: none"> • Μείωση της επίδρασης της τοπογραφίας και των συνθηκών φωτισμού 	<ul style="list-style-type: none"> • Τυχαίος ή συστηματικός θόρυβος • Δυσιαδική (αλλαγή, όχι αλλαγή) 	Detection of forest harvest type (Wilson και Sader, 2002) Change detection in a Swedish mountain range (Nordberg και Evertson, 2005) Land cover change in the United Arab Emirates (Sohl, 1999)
		Ανάλυση διανύσματος των αλλαγών (Change vector Analysis-CVA)	<ul style="list-style-type: none"> • Επεξεργασία οποιουδήποτε αριθμού καναλιών • Παραγωγή λεπτομερούς πληροφορίας σχετικά με την ανίχνευση μεταβολής • Αποτελεσματική όταν: α) η αλλαγή ενδιαφέροντος και η φασματική της συμπεριφορά δεν είναι γνωστή, β) η αλλαγή ενδιαφέροντος είναι γνωστή ή έχει υψηλή φασματική μεταβλητότητα, γ) αντικείμενο μελέτης αποτελούν οι αλλαγές στο είδος της κάλυψης και οι συνθήκες (Johnson και Kasischke, 1998) 	<ul style="list-style-type: none"> • Δυσκολία αναγνώρισης της κατηγορίας της αλλαγής • Τα τηλεπισκοπικά δεδομένα πρέπει να προέρχονται από την ίδια φαινολογική περίοδο (Chen et al., 2003) 	Land cover monitoring (Johnson και Kasischke, 1998) Land-Use/ Land-Cover Change Detection (Chen et al., 2003) Forest change detection (Nackaerts et al., 2005) Disaster assessment (Bayarjargal et al., 2006)
		Ανάλυση κύριων συνιστωσών (Principal	<ul style="list-style-type: none"> • Μείωση του πλεονασμού των δεδομένων 	<ul style="list-style-type: none"> • Εξάρτηση από την υπό εξέταση σκηνή η οποία 	Brush-fire damage and vegetation regrowth

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2: ΘΕΩΡΗΤΙΚΟ ΥΠΟΒΑΘΡΟ

		Components Analysis-PCA)	<ul style="list-style-type: none"> Έμφαση στην διαφορετική πληροφορία που παρέχει κάθε συνιστώσα 	<p>καθιστά δύσκολη την ερμηνεία ειδικά σε διαφορετικές ημερομηνίες</p> <ul style="list-style-type: none"> Δεν διαφοροποιείται ανάλογα με το είδος της αλλαγής, αντίθετα ενημερώνει για περιοχές που έχουν μεταβληθεί (δυναμική αλλαγή) 	(Richards, 1984) Land-cover change (Byrne et al., 1980) land-use change detection and analysis (Deng et al., 2008)
		Μετασχηματισμός Tasseled Cap (Tasseled cap transformation – KT)	<ul style="list-style-type: none"> Μείωση του πλεονασμού των δεδομένων Ανεξάρτητος της υπό μελέτη σκηνής Παράγει σταθερές φασματικές συνιστώσες που επιτρέπουν την ανάπτυξη μιας βάσης με φασματική πληροφορία για μακροπρόθεσμες μελέτες 	<ul style="list-style-type: none"> Δύσκολη η ερμηνεία και κατηγοριοποίηση της αλλαγής Δεν υπάρχουν πλήρεις πίνακες με την πληροφορία της αλλαγής 	Analysing forest disturbances (Jin and Sader, 2005) Vegetation change (Rogan et al., 2002)
		Ανάλυση υφής (Texture analysis based)	<ul style="list-style-type: none"> Στατιστική επεξήγηση της χωρικής κατανομής των εικονοστοιχείων Οι οικιστικές περιοχές παρουσιάζουν υψηλότερες τιμές υφής Μέτρηση της σχετικής συχνότητας της χωρικής γειννιάσης 	<ul style="list-style-type: none"> Εξάρτηση από το μέγεθος του παραθύρου 	Urban Disaster Analysis (Tomowski et al., 2011) land use change detection (Erener και Düzgün, 2009)
	Ανίχνευση μεταβολών βασισμένη στην ταξινόμηση (Classification based change detection)	Σύγκριση ταξινομημένων εικόνων (Post Classification Comparison – PCC)	<ul style="list-style-type: none"> Μείωση της επίδρασης της ατμόσφαιρας, αισθητήρα και περιβάλλοντος Πλήρης πίνακας με την πληροφορία της αλλαγής Ελαχιστοποίηση της επίδρασης από την χρήση εικόνων διαφορετικών αισθητήρων 	<ul style="list-style-type: none"> Ανάγκη για ακριβείς και πλήρες σύνολο δεδομένων Η τελική ακρίβεια εξαρτάται από την ακρίβεια ταξινόμησης της κάθε εικόνας 	Land use land cover classification and change (Miller et al., 1998; Yuan et al., 2005) Urban Sprawl measuring (Ji et al., 2006) Change detection by unsupervised classification (2000; Ghosh et al., 2011)
		Απευθείας σύγκριση διαχρονικών εικόνων (multi-date direct comparison)	<ul style="list-style-type: none"> Μία ταξινόμηση για στοιβάδες δεδομένων (stacked data) Δεν απαιτείται ατμοσφαιρική διόρθωση 	<ul style="list-style-type: none"> Δυσκολία στον χαρακτηρισμό των κλάσεων Δεν υπάρχουν πλήρεις πίνακες με την πληροφορία της αλλαγής (jensen, 2005) 	Land-cover change detection (Lunetta et al., 2006)
	Μηχανική Μάθηση (Machine learning)	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network-ANN)	<ul style="list-style-type: none"> Ο ANN είναι ένας μη παραμετρικός αλγόριθμος επιβλεπόμενης ταξινόμησης Εκτίμηση των ιδιοτήτων των δεδομένων βασισμένη στα δεδομένα εκπαίδευσης 	<ul style="list-style-type: none"> Τα βασικά ζητήματα είναι: (α) τα αλληπάλγηλα κρυφά επίπεδα (hidden layers) δεν είναι πάντοτε ορθώς γνωστά (β) η ποσότητα των δεδομένων εκπαίδευσης είναι σημαντική για τη διαδικασία μάθησης (γ) οι λειτουργίες του ANN δεν είναι γνωστές στα λογισμικά επεξεργασίας εικόνας 	Forest change detection (Woodcock et al., 2001) Urban change model (Pijanowski et al., 2005) Land-cover change (Abuelgasim et al., 1999, Dai και Khorram, 1999) Urban change (Liu και Lathrop, 2002)
		Μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machine – SVM)	<ul style="list-style-type: none"> Μη παραμετρική και χωρίς υποθέσεις στην κατανομή των δεδομένων Ικανή να διαχειρίζεται μικρά σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και να παράγει 	<ul style="list-style-type: none"> Δυσκολία στην επιλογή της βέλτιστης λειτουργίας πυρήνα (kernel function) Ο υπολογιστικός χρόνος για την ταξινόμηση και την επίτευξη της 	Land cover change detection (Nemmour και Chibani, 2006) Forest cover change analysis (Huang et al., 2008)

			<p>ταξινομήσεις υψηλότερης ακρίβειας από τις παραδοσιακές μεθόδους (Mantero et al., 2005)</p> <ul style="list-style-type: none"> • Θεωρητικά μπορεί να διαχειρίζεται μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων με πολλές διαστάσεις και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση υπερφασματικών εικόνων (Melgani και Bruzzone, 2004) 	<p>βελτιστοποίησης κατά το στάδιο της μάθησης αυξάνεται σημαντικά με την αύξηση των διαστάσεων των δεδομένων (Habib et al., 2009)</p>	
		Δέντρο Απόφασης (Decision Tree)	<ul style="list-style-type: none"> • Μη παραμετρική και χωρίς υποθέσεις στην κατανομή των δεδομένων • Παρέχει σύνολο κανόνων για τις κλάσεις αλλαγής και μη-αλλαγής 	<ul style="list-style-type: none"> • Ευαίσθητη μέθοδος στην ισότητα των δεδομένων εκπαίδευσης και στον αριθμό των δειγμάτων. Λόγω υπερ-εκπαίδευσης, το μοντέλο μπορεί να μην είναι δυνατό να εφαρμοσθεί σε άλλες περιοχές ή χρονικές στιγμές (Lippitt et al., 2008) • Δεν γίνεται αναζήτηση της καλύτερης προσαρμογής • Δυσκολία ερμηνείας 	Land cover change analysis (Im και Jensen, 2005)
	Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών (GIS)	Ενσωμάτωση Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών (GIS integration)	<ul style="list-style-type: none"> • Επιτρέπει την πρόσβαση σε βοηθητικά αρχεία GIS τα οποία βοηθούν την φωτοερμηνευτική διαδικασία και ανάλυση • Ενημέρωση της GIS βάσης δεδομένων 	<ul style="list-style-type: none"> • Ποιότητα δεδομένων από διαφορετικές πηγές • Διαφορετικές χωρικές ακρίβειας 	Land use change (Pijanowski et al., 2002) Land cover change (Xiuwan, 2002)
	Προχωρημένες Μέθοδοι (Advanced Methods)	Διαχρονική, Φασματική ανάλυση μείγματος (Multi-temporal, Spectral Mixture Analysis-SMA)	<ul style="list-style-type: none"> • Προσδιορίζει κατάλληλα φάσματα αναφοράς για κάθε κατηγορία κάλυψης γης • Τα αποτελέσματα είναι σταθερά, ακριβή και μπορούν να επαναληφθούν 	<ul style="list-style-type: none"> • Περίπλοκη μέθοδος • Υψηλή απαίτηση σε χρόνο 	Land-cover change analysis (Versluis και Rogan, 2009) Post- fire vegetation regrowth detection (Solans Vila και Barbosa, 2010)
		Ασαφής Ανίχνευση Μεταβολών (Fuzzy Change Detection)	<ul style="list-style-type: none"> • Αντικειμενικός καθορισμός τιμών κατωφλίων • Η πιθανολογική συμμετοχή μιας κλάσης μπορεί να παρέχει πιο κατάλληλη αναπαράσταση από τις συμβατικές μεθόδους 	<ul style="list-style-type: none"> • Η καταγραφή της αλλαγής από έναν πίνακα με πολλές επικαλυπτόμενες τάξεις μπορεί να είναι δύσκολη (Kennedy et al., 2009) 	Topographic map revision (Metternicht, 1999) Unsupervised change detection (Bruzzone και Prieto, 2000) Landscape change analysis (Fisher et al., 2006)
		Συγχώνευση δεδομένων από διαφορετικούς αισθητήρες (Multi-sensor data fusion)	<ul style="list-style-type: none"> • Διαφορετικοί αισθητήρες επιτρέπουν τον εντοπισμό διαφορετικών αντικειμένων • Χρήσιμη μέθοδος στην ανάλυση χρονοσειρών οπότε ο ένας αισθητήρας μπορεί να μην είναι διαθέσιμος 	<ul style="list-style-type: none"> • Η διαφορετική χωρική και φασματική ακρίβεια δημιουργεί την ανάγκη ανάπτυξης στρατηγικών σύντηξης (fusion strategies) 	Land use change detection (Deng et al., 2008)
Βασισμένη στην αντικειμενοστραφή ανάλυση (Object-based)	Απευθείας σύγκριση αντικειμένων (Direct Object comparison based)	Αντικείμενα εξάγονται από μία εικόνα και σχετίζονται/αναζητούνται σε δεύτερη (Objects extracted from one image and then assigned to or searched from image data from second)	<ul style="list-style-type: none"> • Απευθείας σύγκριση των αντικειμένων • Ευκολία υλοποίησης • Ορισμένα αντικείμενα έχουν τις ίδιες γεωμετρικές ιδιότητες σε δύο χρονικές στιγμές • Αλλαγές στις γεωμετρικές ιδιότητες (παράμετρος 	<ul style="list-style-type: none"> • Εξάρτηση από την ακρίβεια της κατάταμησης • Δεν παρέχει πληροφορία σχετικά με την αλλαγή από μία κατηγορία σε άλλη • Δυσκολία στην εύρεση χωρικά αντίστοιχων αντικειμένων σε διαχρονικές εικόνες 	Change detection from pair of Gray-Level Images (Miller et al., 2005) Change detection to grassy strip (Lefebvre et al., 2008) Landscape change detection (Hall και Hay, 2003)

		acquisition)	<p>σχήματος π.χ. όρια, μήκος, μέγεθος)</p> <ul style="list-style-type: none"> • Αλλαγές βάσει φασματικών χαρ/κών ή υφής • Εύκολη ενσωμάτωση σε GIS 	<ul style="list-style-type: none"> • Κατάλληλη επιλογή κατωφλίου όταν συγκρίνονται αντικείμενα με βάση τα γεωμετρικά ή φασματικά χαρακτηριστικά 	
	Μέθοδος βασισμένη στην ταξινόμηση αντικειμένων (Object classification comparison based)	Σύγκριση δύο διαφορετικών κατατιμήσεων (Two segmentation created separately and compared)	<ul style="list-style-type: none"> • Όλα τα διαθέσιμα αντικείμενα μπορούν να συμμετέχουν στην ανίχνευση μεταβολών • Επιτρέπει την θεματική, γεωμετρική και τοπολογική μέτρηση της αλλαγής • Αλλαγή με βάση την σύγκριση της ταξινόμησης • Πληρέστερη από τον από-προς πίνακα αλλαγής (Chen et al., 2012a) 	<ul style="list-style-type: none"> • Διαφορές στο μέγεθος και την αντιστοίχιση των αντικειμένων σε διαχρονικές εικόνες λόγω κατάτμησης • Η αναζήτηση ενός αντικειμένου που έχει εξαχθεί από μία εικόνα στη δεύτερη, σφάλματα θέσης μπορεί να οδηγήσουν σε εσφαλμένη αλλαγή • Εξάρτηση από την ακρίβεια της κατάτμησης • Η ακρίβεια της ταξινόμησης επηρεάζει την ακρίβεια της ανίχνευσης μεταβολών 	<p>Forest Change detection (Desclée et al., 2006)</p> <p>Land cover and land use change analysis (Gamanya et al., 2009)</p>
	Διαχρονική ανίχνευση μεταβολών από αντικείμενα (Multitemporal object change detection)	Διαχρονικές εικόνες σε στοίβα/συστοιχία (Stacked Bi-temporal images)	<ul style="list-style-type: none"> • Μία ταξινόμηση σε εικόνες σε στοίβα • Τα αντικείμενα έχουν κοινές γεωμετρικές ιδιότητες σε δύο χρονικές στιγμές • Αξιοποίηση της γεωμετρικής και φασματικής πληροφορίας καθώς και των χαρακτηριστικών που εξαγονται για την αναγνώριση των κατηγοριών μεταβολής 	<ul style="list-style-type: none"> • Μπορεί να δημιουργήσει θόρυβο (artifacts) ο οποίος οδηγεί σε προβλήματα αντιστοίχισης και σε διαφορές στη σκίαση μεταξύ ημερομηνιών • Δεν προσφέρει νέα/διαφορετικά αντικείμενα που μπορεί να δημιουργηθούν σε διαφορετικές στιγμές λόγω της αλλαγής 	<p>Forest change detection (Desclée et al., 2006)</p> <p>Change detection from time series (Bontemps et al., 2008)</p>
Εξόρυξη γνώσης από χωρικά δεδομένα (Spatial Data mining)	Εξόρυξη γνώσης από τηλεπισκοπικά δεδομένα (Data mining of remote sensing images)		<ul style="list-style-type: none"> • Επιτρέπει την αναζήτηση σε μεγάλα σύνολα δεδομένων • Αναζητεί χωρο-χρονικά πρότυπα • Εξάγει γνώση και σχέσεις • Προσφέρει προχωρημένους αλγορίθμους ταξινόμησης και ομαδοποίησης 	<ul style="list-style-type: none"> • Δυσκολία εκμάθησης • Όχι άμεση ενσωμάτωση των κύριων τεχνικών ανάλυσης εικόνας και των εργαλείων εξόρυξης δεδομένων 	<p>Land-use change (Dos Santos Silva et al., 2008)</p> <p>Spatiotemporal changes (Boulila et al., 2011)</p> <p>Environmental change detection (Eklund et al., 2000)</p> <p>Combined OBIA and DM (Vieira et al., 2012)</p>

2.2 Τεχνικές ανίχνευσης μεταβολών βασισμένες σε

ΕΙΚΟΝΟΣΤΟΙΧΕΙΑ

Το εικονοστοιχείο (pixel) αποτελεί τη βασική μονάδα για την ανάλυση εικόνας και την εφαρμογή τεχνικών ανίχνευσης μεταβολών. Τα φασματικά χαρακτηριστικά ενός εικονοστοιχείου μπορούν να αξιοποιηθούν για τον εντοπισμό μεταβολών χωρίς να χρειάζεται να ληφθεί υπόψιν η χωρική πληροφορία. Αρκετοί ερευνητές έχουν μελετήσει σε βάθος τις τεχνικές που βασίζονται στην επεξεργασία εικονοστοιχείων, αναλύοντας την λειτουργικότητά τους καθώς και τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματά τους (Coppin et al., 2004, Deer, 1995, Lu et al., 2004, Singh, 1989). Κατά

καιρούς έχουν αναπτυχθεί διαφορετικές τεχνικές ανίχνευσης μεταβολών βασισμένες σε αλγεβρικές προσεγγίσεις όπως: (α) η διαφορά εικόνων (Image Differencing), (β) ο λόγος εικόνων, (γ) η παλινδρόμηση εικόνων (Image Regression), (δ) η Διαφορά δείκτη βλάστησης (Vegetation Index Differencing), (ε) η ανάλυση διανύσματος των αλλαγών (Change Vector Analysis-CVA), (στ) η ανάλυση κύριων συνιστωσών (Principal Component Analysis – PCS), (ζ) ο μετασχηματισμός Tasseled Cap.

Το είδος της πληροφορίας που σχετίζεται με την υπό μελέτη μεταβολή μπορεί επίσης να κατηγοριοποιηθεί σε (α) πληροφορία δυαδικής μορφής (αλλαγή ή όχι αλλαγή) ή (β) σε ακριβή περιγραφή της μεταβολής από μία κατηγορία σε άλλη (Im et al., 2007). Κάθε μία από τις δύο κατηγορίες παρουσιάζει τα δικά της πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα ανάλογα με την περίπτωση στην οποία εφαρμόζεται. Γενικώς, η συνηθέστερη πρακτική αφορά στην σύγκριση ταξινομημένων εικόνων για την ανίχνευση μεταβολών. Παρ’ όλα αυτά, όλο και συχνότερα χρησιμοποιούνται τεχνικές μηχανικής μάθησης (όπως τα νευρωνικά δίκτυα, μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης, δέντρα απόφασης), καθώς και μεθοδολογίες σχετικές με τα Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών. Μία σύντομη ανασκόπηση των παραπάνω τεχνικών γίνεται στον πίνακα που ακολουθεί (Πίνακας 2).

Σημειώνεται ότι στην εν λόγω εργασία υλοποιήθηκε εκπαίδευση του ταξινομητή μηχανικής μάθησης τυχαίων δασών, προκειμένου να εντοπισθούν απευθείας μεταβολές από μία κατηγορία σε μία άλλη.

Πίνακας 2: Περιγραφή της λειτουργίας των τεχνικών ανίχνευσης μεταβολών βασισμένων σε εικονοστοιχεία (Masroor et al., 2013)

Κατηγορία	Προσέγγιση	Λειτουργία
Απευθείας σύγκριση (Direct Comparison)	Διαφορά Εικόνων (Image differencing)	<p>Δύο διαχρονικές εικόνες που έχουν αντιστοιχιστεί με υψηλή ακρίβεια, χρησιμοποιούνται κατάλληλα για την παραγωγή της υπολειπόμενης εικόνας (residual image) η οποία αντιπροσωπεύει τις αλλαγές. Η διαφορά μπορεί να προκύψει κατόπιν απευθείας αφαίρεσης των ραδιομετρικών τιμών των εικονοστοιχείων ή έμμεσα μέσω των δεικτών υφής, βλάστησης κλπ. (Lu et al, 2004). Μαθηματικά, η εικόνα που παράγεται προκύπτει από τον τύπο:</p> $Id(x, y) = I1(x, y) - I2(x, y),$ <p>Όπου I1 και I2 είναι οι εικόνες με ημερομηνίες λήψης t1 και t2 και (x,y) οι συντεταγμένες και Id η διαφορά εικόνων.</p> <p>Τα εικονοστοιχεία που δεν έχουν αλλάξει βρίσκονται στο κέντρο της κατανομής ενώ τα εικονοστοιχεία που έχουν αλλάξει βρίσκονται στα άκρα της κατανομής.</p>
	Λόγος Εικόνων (Image rationing)	<p>Αυτή η μέθοδος υπολογίζει το λόγο δύο διαχρονικών εικόνων των οποίων έχει προηγηθεί η αντιστοίχιση. Μαθηματικά, ο λόγος των εικόνων υπολογίζεται μέσω του τύπου:</p> $Ir = \frac{I1(x, y)}{I2(x, y)}$ <p>Η σειρά με την οποία συμμετέχουν οι εικόνες στη μαθηματική έκφραση δεν είναι σημαντική σε αντίθεση με την προηγούμενη μέθοδο, ενώ ο λόγος για περιοχές που δεν σημειώνουν αλλαγές λαμβάνει τιμή 1.</p>
	Ανάλυση Παλινδρόμησης (Regression Analysis)	<p>Η σχέση μεταξύ των τιμών των εικονοστοιχείων δύο διαχρονικών εικόνων καθορίζεται με τη χρήση ενός μοντέλου παλινδρόμησης. Η εικόνα αναφοράς I2 με ημερομηνία λήψης t2 συνδέεται μέσω γραμμικής σχέσης με την υπό εξέταση εικόνα I1 η οποία έχει ληφθεί την χρονική στιγμή t1. Η υπό εξέταση εικόνα προσαρμόζεται προκειμένου να πλησιάσει τις ραδιομετρικές τιμές της εικόνας αναφοράς. Μέσω της εφαρμογής μεθόδου παλινδρόμησης (όπως των ελαχίστων τετραγώνων) εντοπίζονται οι σχετικές μεταβολές. Η εικόνα των αλλαγών παράγεται από τα υπόλοιπα (residuals) της παλινδρόμησης των ελαχίστων τετραγώνων για κάθε κανάλι (Ridd & Liu, 1998).</p> $\bar{I}d(x, y) = aI d(x, y) + b$
Μετασχηματισμός/ από εικόνα (Transformation/ from image)	Διαφορά δείκτη βλάστησης (Vegetation index differencing)	<p>Οι δείκτες βλάστησης στηρίζονται στην ενίσχυση της φασματικής συμπεριφοράς που παρουσιάζει η βλάστηση και σχετίζεται με την υψηλή απορρόφηση της υπέρυθρης ακτινοβολίας και την ανάκλαση της γγγύς υπέρυθρης. Για τις ανάγκες ανίχνευσης μεταβολών μεταξύ διαχρονικών εικόνων, υπολογίζονται οι δείκτες βλάστησης σε καθεμία από αυτές και στη συνέχεια εφαρμόζονται οι συνήθεις τεχνικές όπως είναι η διαφορά ή ο λόγος εικόνων. Ο συνηθέστερος δείκτης είναι ο κανονικοποιημένος δείκτης βλάστησης NDVI (Normalized Difference Vegetation Index).</p> $NDVI = \frac{n - r}{n + r}$

		Όπου n και r οι τιμές ανακλαστικότητας στο εγγύς υπέρυθρο και στο υπέρυθρο κανάλι αντίστοιχα.
	Ανάλυση διανύσματος των αλλαγών (Change vector Analysis-CVA)	Σύμφωνα με τη συγκεκριμένη μέθοδο, οι τιμές των εικονοστοιχείων αντιμετωπίζονται ως διανύσματα των φασματικών καναλιών και υπολογίζονται: 1) το διάνυσμα φασματικής αλλαγής που περιγράφει την κατεύθυνση και το μέγεθος της αλλαγής από την πρώτη στη δεύτερη χρονική στιγμή, και 2) το συνολικό μέγεθος της αλλαγής ανά εικονοστοιχείο (Lu et al 2004). Η ανάλυση διανύσματος επιτρέπει την ταυτόχρονη ανάλυση πολλών διαφορετικών καναλιών μιας εικόνας. Παραλλαγή της μεθόδου μπορεί να εφαρμοσθεί και σε μετασχηματισμένα δεδομένα (Kauth-Thomas Transformation KTT)
	Ανάλυση κύριων συνιστωσών (Principal Components Analysis-PCA)	<p>Η ανάλυση κύριων συνιστωσών είναι μία στατιστική διαδικασία η οποία μετατρέπει μία ομάδα τιμών συσχετιζόμενων μεταβλητών σε μία νέα ομάδα μη γραμμικά συσχετιζόμενων μεταβλητών οι οποίες καλούνται συνιστώσες με στόχο την μείωση του πλεονασμού των δεδομένων (Lillesand et al., 2008). Για τον σκοπό αυτό, η PCA χρησιμοποιεί είτε τον πίνακα συνδιακύμανσης είτε τον πίνακα συσχέτισης. Η μετάβαση αυτή πραγματοποιείται με τέτοιο τρόπο ώστε η πρώτη συνιστώσα να εξηγήει τη μέγιστη δυνατή διακύμανση που αναπτύσσεται μεταξύ των αρχικών μεταβλητών, η δεύτερη, μη συσχετιζόμενη με την πρώτη να εξηγήει ένα σημαντικό μέρος αυτής αλλά πάντα μικρότερο της πρώτης κ.ο.κ. Στην PCA, η υπόθεση είναι ότι οι περιοχές χωρίς αλλαγές είναι υψηλά συσχετισμένες σε αντίθεση με τις περιοχές που δεν παρουσιάζουν αλλαγές. Κατά τη διαχρονική ανάλυση εικόνας οι συνιστώσες PC1 και PC2 τείνουν να αντιπροσωπεύουν τις περιοχές χωρίς αλλαγές ενώ οι υπόλοιπες συνιστώσες περιέχουν την πληροφορία της μεταβολής (Byrne et al., 1980)</p> <p>Γενικά, συναντώνται δύο προσεγγίσεις για την ανίχνευση μεταβολών μέσω της Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών. Η πρώτη αφορά στη δημιουργία αρχείου «στοίβας» (stack) με δύο ή περισσότερες διαχρονικές εικόνες και εφαρμογή PCA για την ανίχνευση μεταβολών, και η δεύτερη αφορά στην εφαρμογή PCA ξεχωριστά στις εικόνες και στη συνέχεια αφαίρεση της μεταγενέστερης από την προγενέστερη.</p> <p>Η PCA δεν παράγει πλήρη πίνακα πληροφοριών αλλαγής και απαιτεί καθορισμό ορίων για τον εντοπισμό των μεταβαλλόμενων περιοχών (Lu, Mausel, Brondizio, & Moran, 2004). Τα αμετάβλητα εικονοστοιχεία τοποθετούνται στον πρώτο άξονα κύριων συνιστωσών ως συνέπεια της υποθετικής γραμμικής σχέσης μεταξύ των αμετάβλητων εικονοστοιχείων, ενώ στο δεύτερο άξονα τοποθετούνται τα εικονοστοιχεία που άλλαξαν.</p>
	Μετασχηματισμός Tasseled Cap (Tasseled Cap Transformation – KT)	Η εφαρμογή της συγκεκριμένης μεθόδου για την ανίχνευση μεταβολών βασίζεται στον υπολογισμό τριών στοιχείων: της φωτεινότητας (brightness), της υγρασίας (wetness) και του ποσοστού πρασίνου (greenness) στην εικόνα. Παρουσιάστηκε από τους Kauth και Thomas το 1976 και αναλύει την δομή των φασματικών δεδομένων. Σε αντίθεση με την PCA δεν εξαρτάται από την υπό εξέταση σκηνή και χρησιμοποιεί σταθερούς και βαθμονομημένους συντελεστές μετασχηματισμού οι οποίοι εξασφαλίζουν ότι η εφαρμογή της μεθόδου είναι κατάλληλη μεταξύ περιοχών και διαχρονικά. Παρόλα αυτά, παρουσιάζει δυσκολίες στην ερμηνεία των αποτελεσμάτων. Ακόμα, απαιτεί θέσπιση ορίων για τον εντοπισμό των μεταβαλλόμενων περιοχών, καθώς και ατμοσφαιρική διόρθωση για κάθε εικόνα (Lu et al., 2004).
	Ανάλυση υφής (Texture analysis based)	Τα χαρακτηριστικά υφής μετριοούνται και συγκρίνονται για την ανίχνευση μεταβολών. Η υφή παρέχει πληροφορίες σχετικά με τη δομική διάταξη των αντικειμένων. Η αλλαγή μετρείται συγκρίνοντας τις τιμές υφής από εικόνες. Ένας δημοφιλής αλγόριθμος μέτρησης της υφής είναι ο Grey Level Co-occurrence Matrix -GLCM ο οποίος εξετάζει τη φασματική καθώς και τη χωρική κατανομή των τιμών γκριζού (Haralick et al., 1973). Αντί για σύγκριση ανά pixel, η εικόνα χωρίζεται συνήθως σε μικρότερα παράθυρα. Η υφή υπολογίζεται και η σύγκριση γίνεται σε επίπεδο παραθύρου.
Ανίχνευση μεταβολών βασισμένη στην ταξινόμηση (Classification based change detection)	Σύγκριση ταξινομημένων εικόνων (Post Classification Comparison – PCC)	Η μέθοδος αυτή εμφανίζεται για πρώτη φορά τη δεκαετία του 1970 γεγονός που την καθιστά την παλαιότερη και ίσως πιο χρησιμοποιημένη μέθοδο της ανίχνευσης μεταβολών (Jensen, 1983). Σε αυτή τη μέθοδο γίνεται ταξινόμηση της κάθε εικόνας ξεχωριστά με αποτέλεσμα την παραγωγή θεματικών χαρτών οι οποίοι στη συνέχεια συγκρίνονται μεταξύ τους εικονοστοιχείο ανά εικονοστοιχείο (Lu et al., 2004). Ακολούθως, παράγεται πίνακας αλλαγής ο οποίος περιέχει την πληροφορία αλλαγής υπό τη μορφή “από/σε χαρακτηριστικό”. Από τον εν λόγω πίνακα υπολογίζονται τα στατιστικά στοιχεία της αλλαγής. Βέλτιστα αποτελέσματα επιτυγχάνονται μέσω της ακριβούς ταξινόμησης των επιμέρους εικόνων.
	Απευθείας σύγκριση διαχρονικών εικόνων (multi-date direct comparison)	Η τεχνική άμεσης σύγκρισης διαχρονικών εικόνων είναι από τις πρώτες ημι-αυτοματοποιημένες προσεγγίσεις για τη δημιουργία χαρτών αλλαγής χρήσεων/κάλυψης γης, κατά την οποία πραγματοποιείται μία ανάλυση για σύνολα δεδομένων πολλαπλών ημερομηνιών (Lunetta, 1999). Αρχικά, διαχρονικές εικόνες στοιβάζονται μεταξύ τους. Η τεχνική PCA εφαρμόζεται συχνά για τη μείωση του αριθμού των φασματικών συστατικών σε λιγότερα (Mas, 1999, Singh, 1989). Όπως έχει ήδη αναφερθεί, οι PC1 και PC2 τείνουν να αντιπροσωπεύουν περιοχές χωρίς μεταβολές, ενώ οι επόμενες συνιστώσες αντιπροσωπεύουν τις αλλαγές.
Μηχανική Μάθηση (Machine learning)	Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα (Artificial Neural Network-ANN)	Οι αλγόριθμοι ANN είναι μη παραμετρικοί και δεν κάνουν παραδοχές σχετικά με την κατανομή και την ανεξαρτησία των δεδομένων. Εκτιμούν προσαρμοστικά τις συνεχείς συναρτήσεις από δεδομένα χωρίς να καθορίζουν μαθηματικά πώς τα δεδομένα εξόδου εξαρτώνται από τα δεδομένα εισόδου (Im και Jensen, 2005). Ο αλγόριθμος ANN μαθαίνει από το σύνολο δεδομένων εκπαίδευσης και δημιουργεί σχέσεις (δίκτυα) μεταξύ κόμβων εισόδου (εικόνας) και εξόδου (αλλαγές). Το εκπαιδευμένο δίκτυο στη συνέχεια εφαρμόζεται στο κύριο σύνολο δεδομένων για να δημιουργήσει έναν χάρτη αλλαγών (Dai και Khorrani, 1999). Η προσέγγιση ANN μπορεί να προσφέρει καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά στην ανίχνευση αλλαγών όταν οι κατηγορίες κάλυψης γης διανέμονται ακανόνιστα (Lu et al., 2004).
	Μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης (Support Vector Machine – SVM)	<p>Οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης αποτελούν μία μη παραμετρική μέθοδο που δεν βασίζεται σε υποθέσεις για την κατανομή των δεδομένων. Μπορούν να λειτουργήσουν με σχετικά λίγα δεδομένα εκπαίδευσης και συχνά παρουσιάζουν υψηλή ακρίβεια.</p> <p>Ο ταξινομητής SVM προσπαθεί να βρει ένα υπερεπίπεδο απόφασης το οποίο να διαχωρίζει το σύνολο των παραδειγμάτων εκπαίδευσης με τέτοιο τρόπο ώστε τα παραδείγματα που ανήκουν στην ίδια κατηγορία να είναι στην ίδια πλευρά του υπερεπιπέδου. Μεταξύ όλων των πιθανών υπερεπιπέδων αναζητά εκείνο για το οποίο η απόσταση από το κοντινότερο παράδειγμα είναι μέγιστη, δηλ. αναζητά υπερεπίπεδο μέγιστου περιθωρίου (maximal margin hyperplane).</p>

		<p>Στη συνέχεια, ο αλγόριθμος δημιουργεί ένα μοντέλο που εισάγει νέα παραδείγματα στην κάθε κατηγορία καθιστώντας τον έναν μη πιθανοτικό δυαδικό γραμμικό ταξινομητή. Ένα μοντέλο SVM είναι μια αναπαράσταση των παραδειγμάτων ως σημεία στο χώρο, χαρτογραφημένα έτσι ώστε τα παραδείγματα των ξεχωριστών κατηγοριών να διαιρούνται με ένα σαφές χάσμα όσο το δυνατόν ευρύτερο. Εκτός από την εκτέλεση γραμμικής ταξινόμησης, ο αλγόριθμος μπορεί να εκτελέσει αποτελεσματικά μια μη γραμμική ταξινόμηση χρησιμοποιώντας αυτό που ονομάζεται κόλλο πυρήνα, χαρτογραφώντας σωπηρά τις εισόδους τους σε χώρους υψηλών διαστάσεων. Κατόπιν, νέα παραδείγματα καταγράφονται στον ίδιο χώρο και γίνεται πρόβλεψη σε ποια κατηγορία ανήκουν ανάλογα σε ποια περιοχή του χάσματος θα βρεθούν.</p> <p>Επιπλέον, ο ταξινομητής SVM μπορεί να επεξεργαστεί μεγάλο όγκο πολυδιάστατων δεδομένων και προτιμάται για χρήση σε πολυφασματικά δεδομένα. Στηρίζεται σε στατιστικές θεωρίες που ελαχιστοποιούν τον κίνδυνο λάθους στην ταξινόμηση. Όταν εφαρμόζεται σε στοιβάζ/συστοιχία (stack) εικόνων, η ανίχνευση μεταβολών αντιμετωπίζεται ως ένα δυαδικό πρόβλημα. Ο αλγόριθμος εκπαιδεύεται από τα πεδία εκπαίδευσης και θέτει όρια (thresholds) αυτόματα βάσει των φασματικών χαρακτηριστικών. Τέλος, παρουσιάζει δυσκολία στην επιλογή της βέλτιστης λειτουργίας πυρήνα (kernel function), ενώ ο χρόνος υπολογισμού και εκπαίδευσης του αλγορίθμου αυξάνεται εκθετικά όσο αυξάνονται οι διαστάσεις των δεδομένων (Hussain et al., 2013).</p>
	Δέντρο Απόφασης (Decision Tree-DT)	<p>Οι αλγόριθμοι ταξινόμησης δένδρων αποφάσεων (DT) είναι επίσης μη παραμετρικοί χωρίς να υπάρχει υπόθεση σχετικά με την κατανομή δεδομένων και την ανεξαρτησία. Οι αλγόριθμοι αυτοί δημιουργούν μια δομή δέντρου (ιεραρχική) σαν διάγραμμα ροής στην οποία κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει μια δοκιμή σε έναν αριθμό τιμών χαρακτηριστικών, κάθε κλάδος αντιπροσωπεύει ένα αποτέλεσμα της δοκιμής και τα φύλλα δέντρων αντιπροσωπεύουν τάξεις ή κατανομή τάξεων (Han et al., 2011). Οι κανόνες ταξινόμησης στον κόμβο του δέντρου απόφασης βασίζονται στην ανάλυση των τιμών χαρακτηριστικών. Η αλλαγή έναντι της μη-αλλαγής μπορεί να αντιμετωπιστεί ως πρόβλημα δυαδικής ταξινόμησης ή μπορεί να πραγματοποιηθεί σύγκριση μετά την ταξινόμηση για τη μέτρηση των αλλαγών.</p>
Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών (GIS)	Ενσωμάτωση Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών (GIS integration)	<p>Τα περισσότερα από τα τρέχοντα συστήματα επεξεργασίας εικόνας είναι είτε ενσωματωμένα είτε συμβατά με τα Συστήματα Γεωγραφικών Πληροφοριών (GIS). Τα συστήματα αυτά παρέχουν την δυνατότητα για ενοποίηση δεδομένων, οπτικοποίηση, ανάλυση και παραγωγή χαρτών. Η ροή των δεδομένων μπορεί να είναι αμφίδρομη. Τα γεωγραφικά δεδομένα μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως επίθεμα σε μια εικόνα. Εναλλακτικά, τα αποτελέσματα από την ανάλυση εικόνας μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ενημέρωση των γεωγραφικών δεδομένων.</p> <p>Τα Συστήματα Γεωγραφικών Πληροφοριών επιτρέπουν επίσης την ενσωμάτωση παλαιών και τρεχόντων χαρτών για τη μεταξύ τους σύγκριση και την ανίχνευση μεταβολών.</p> <p>Ο Li (2010) ερεύνησε τη χρήση χωρικών δεδομένων σε περιβάλλον GIS σε συνδυασμό με μεθόδους όπως η χωρική συσχέτιση, η χωρική ομαδοποίηση και η χωρική κατανομή για την ανίχνευση μεταβολών.</p> <p>Η δυνατότητα συνδυασμού των Συστημάτων Γεωγραφικών Πληροφοριών και τηλεπισκοπικών δεδομένων ενισχύεται από αυξανόμενη χρήση τεχνικών αντικειμενοστραφούς ανάλυσης εικόνας. Οι χωρικές και μη χωρικές πληροφορίες για τα αντικείμενα οι οποίες είναι αποθηκευμένες σε βάσεις δεδομένων των Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών μπορούν να διαδραματίσουν σημαντικό ρόλο όταν συνδυάζονται με τα αντικείμενα που εξάγονται από τηλεπισκοπικά δεδομένα και τεχνικές ανάλυσης εικόνας για την ανίχνευση μεταβολών. Για παράδειγμα, ο Walter (2004) παρουσίασε τεχνική βασισμένη στην αντικειμενοστραφή ανάλυση για την ανίχνευση μεταβολών όπου τα δεδομένα εκπαίδευσης εξάγονται από τη βάση δεδομένων GIS για την ταξινόμηση της εικόνας. Τα ταξινομημένα αντικείμενα από τις εικόνες συγκρίθηκαν στη συνέχεια με τα αντικείμενα που αποθηκεύτηκαν στο GIS με σκοπό την ανίχνευση μεταβολών.</p>
Προχωρημένες Μέθοδοι (Advanced Methods)	Διαχρονική, Φασματική ανάλυση μείγματος (Multi-temporal, Spectral Mixture Analysis-SMA)	<p>Η φασματική ανάλυση μείγματος χρησιμοποιήθηκε για την αντιμετώπιση της αυξημένης ύπαρξης πληροφορίας (περισσότερες από μία κλάσεις σε ένα εικονοστοιχείο) λόγω της υψηλής φασματικής ανάλυσης. Η μέθοδος αυτή, στηρίζεται στην παραδοχή ότι τα εικονοστοιχεία μιας υπερφασματικής εικόνας μπορούν να οριστούν ως μία αναλογία φασματικά αμιγών εικονοστοιχείων-στόχων (end members) τα οποία με τη σειρά τους μπορούν να συνδεθούν με κατηγορίες κάλυψης γης.</p> <p>Οι Solans Vila και Barbosa (2010) υποστήριξαν ότι είναι σημαντικό να επιλεγεί προσεκτικά ο αριθμός και το φάσμα των endmembers για την ακριβή εφαρμογή της συγκεκριμένης τεχνικής.</p>
	Ασαφής Ανίχνευση Μεταβολών (Fuzzy Change Detection)	<p>Η ασάφεια σχετίζεται με την δυσκολία/ασάφεια της κατηγοριοποίησης μιας τάξης. Επιπλέον τα όρια μεταξύ διαφορετικών τάξεων και φαινομένων μπορεί να είναι ασαφή ή και να υπάρχει ετερογένεια μέσα σε μια τάξη ίσως λόγω φυσικών διαφορών (Lizarazo και Joana, 2010). Το γεγονός αυτό καθιστά δύσκολη την επιλογή κατάλληλου κατωφλίου για τη διάκριση της αλλαγής από τη μη αλλαγή. Τα αποτελέσματα της ασαφούς λογικής δεν είναι διακριτά, και έτσι εκφράζονται με όρους πιθανοτήτων (Metternicht, 1999). Τα στοιχεία των κλάσεων χαρακτηρίζονται από έναν βαθμό ένταξης σε αυτές με μια συνάρτηση συμμετοχής. Η τάξη με την υψηλότερη πιθανότητα ερμηνεύεται ως πραγματική τάξη. Η σύγκριση μετά την ταξινόμηση (Post Classification Comparison) μπορεί στη συνέχεια να εφαρμοστεί για τη μέτρηση της αλλαγής.</p>
	Συγχώνευση δεδομένων από διαφορετικούς αισθητήρες (Multi-sensor data fusion)	<p>Η απόκτηση τηλεπισκοπικών δεδομένων σε ποικίλες χωρικές, φασματικές και χρονικές αναλύσεις δημιουργεί μια πυραμίδα εικόνας που επιτρέπει τη λήψη δεδομένων σε διαφορετικές αναλύσεις. Τα δεδομένα από διαφορετικούς αισθητήρες αντικατοπτρίζουν συγκεκριμένες πτυχές του εδάφους και η χρήση δεδομένων από διαφορετικούς αισθητήρες μπορεί να βοηθήσει στον προσδιορισμό ορισμένων ιδιοτήτων. Αν και η εργασία με διαφορετικούς αισθητήρες δεν είναι ιδανική, μερικές φορές είναι χρήσιμη ειδικά όταν πραγματοποιείται ανάλυση χρονοσειρών και ένας από τους αισθητήρες ενδέχεται να μην είναι διαθέσιμος (Serra et al., 2003).</p> <p>Κατά τη συγχώνευση δεδομένων διαφορετικών αισθητήρων για την ανίχνευση μεταβολών, τα φυσικά χαρακτηριστικά των δεδομένων εισόδου πρέπει να κατανοηθούν προκειμένου να επιλεγούν οι κατάλληλες μέθοδοι επεξεργασίας.</p>

Διαφορετικό μέγεθος εικονοστοιχείων επηρεάζει τα αποτελέσματα ταξινόμησης. Η ταξινόμηση της εικόνας χαμηλής ανάλυσης μπορείς να «χάσει» ορισμένα στοιχεία που εμφανίζονται στις εικόνες υπερυψηλής χωρικής ανάλυσης.

2.2.1 Αλγόριθμοι μηχανικής μάθησης

Το 1959, ο Arthur Samuel ορίζει τη Μηχανική Μάθηση ως "Πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί". Η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning) αποτελεί έναν από τους σημαντικότερους τομείς έρευνας της Τεχνητής Νοημοσύνης (Artificial Intelligence). Στόχος της είναι η δημιουργία συστημάτων που να είναι σε θέση να εκπαιδεύονται από εμπειρικά δεδομένα που έχουν παρατηρηθεί στο παρελθόν, ώστε να εκτελούν αποτελεσματικότερα, την εργασία για την οποία προορίζονται.

Η Μηχανική Μάθηση σχετίζεται με τη μελέτη και την κατασκευή αλγορίθμων που μπορούν να μαθαίνουν από τα δεδομένα εισόδου - εκπαίδευσης (training set) ή από την αλληλεπίδρασή τους με το περιβάλλον και να κάνουν προβλέψεις βασιζόμενοι στην εκπαίδευση τους. Πρόκειται για τη διαδικασία εκτίμησης μιας άγνωστης συνάρτησης ή δομής που εμφανίζεται μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου ενός συστήματος. Κατά τη διαδικασία μάθησης - εκπαίδευσης επιλέγεται ένας αλγόριθμος ο οποίος θα εκτιμήσει αυτή την άγνωστη απεικόνιση εξάρτησης μεταξύ των δεδομένων εισόδου και εξόδου ενός συστήματος. Αυτή την εκτίμηση καταφέρνει να την κάνει από τα διαθέσιμα δεδομένα εκπαίδευσης, τα οποία συσχετίζουν μια είσοδο με μια συγκεκριμένη έξοδο ή μια είσοδο με μια συγκεκριμένη στρατηγική. Μετά την εκτίμηση μιας τέτοιας εξάρτησης, ο αλγόριθμος μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την πρόβλεψη-παραγωγή μελλοντικών εξόδων από γνωστές τιμές εισόδου. Ο αλγόριθμος επομένως κατασκευάζει μια συνάρτηση που απεικονίζει δεδομένες εισόδους σε γνωστές επιθυμητές εξόδους με στόχο τη γενίκευση της συνάρτησης αυτής και για εισόδους με άγνωστη έξοδο.

Η Μηχανική Μάθηση εφαρμόζεται σε μια σειρά από υπολογιστικές εργασίες, όπου τόσο ο σχεδιασμός όσο και ο προγραμματισμός των αλγορίθμων είναι ανέφικτος. Η διαδικασία εκμάθησης μπορεί να αναλυθεί στα παρακάτω στάδια:

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

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

- Μη Επιβλεπόμενη και Επιβλεπόμενη μάθηση
- Ημιεπιβλεπόμενη μάθηση
- Ενισχυτική μάθηση

Στην μη-επιβλεπόμενη μάθηση (unsupervised learning) τα δεδομένα εισόδου δεν αντιστοιχούν σε δεδομένα εξόδου, αλλά χωρίζονται σε άγνωστες εκ των προτέρων κατηγορίες με βάση τα χαρακτηριστικά τους.

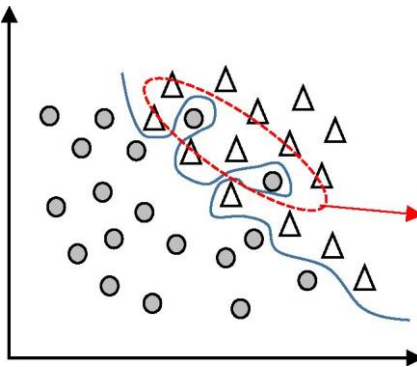
Στην επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning) τα δεδομένα εισόδου αντιστοιχούν σε δεδομένα εξόδου, που στην περίπτωσή μας είναι οι κατηγορίες κάλυψης γης. Γνωρίζουμε εκ των προτέρων τις κατηγορίες οι οποίες πρόκειται να εμφανιστούν, δηλαδή την έξοδο.

Η ημιεπιβλεπόμενη μάθηση (Semi-supervised learning) είναι συνδυασμός των δύο παραπάνω προβλημάτων, γεγονός που αυξάνει την ακρίβεια. Επίσης μειώνει ποσοτικά την ανάγκη παραγωγής δεδομένων εισόδου τα οποία να αντιστοιχούν σε κάποια έξοδο - κατηγορία. Στην ενισχυτική μάθηση (reinforcement learning) ο αλγόριθμος μαθαίνει μια στρατηγική ενεργειών για μια δεδομένη παρατήρηση - είσοδο. Ο σχεδιαστής οφείλει απλώς να παράγει μόνο την τιμή της ανταμοιβής.

2.2.2 Ταξινομητής Τυχαίων Δασών (Random Forest)

Τα τελευταία χρόνια, η προσοχή της ερευνητικής κοινότητας έχει στραφεί σε ένα νέο είδος αλγορίθμων οι οποίοι ονομάζονται συνδυαστικοί και αφορούν στη δημιουργία ενός εκτιμητικού μοντέλου, μέσω της συνένωσης πολλαπλών όμοιων ή ανόμοιων μεταξύ τους μοντέλων. Το συνδυαστικό μοντέλο, εκπαιδεύεται είτε μέσω της διαδικασίας Bagging (ή αλλιώς Bootstrap Aggregation) κατά την οποία ο κάθε ταξινομητής από τον οποίο απαρτίζεται το μοντέλο, εκπαιδεύεται με βάση ένα τυχαία επιλεγμένο υποσύνολο του συνόλου των δεδομένων, είτε μέσω της διαδικασίας Boosting, όπου το μοντέλο εκπαιδεύεται επανειλημμένα χρησιμοποιώντας ολόκληρο το σύνολο των δεδομένων εκπαίδευσης. Τα συνδυαστικά μοντέλα, ξεπερνούν σε απόδοση κάθε ένα από τα μοντέλα από τα οποία απαρτίζονται και είναι πιο σταθερά και αποτελεσματικά έναντι στο θόρυβο και στη φασματική διακύμανση που παρουσιάζουν τα δεδομένα εκπαίδευσης (Briem et al., 2002).

Ο ταξινομητής Random Forest (RF), είναι ένας από τους πιο γνωστούς ομοιογενείς, συνδυαστικούς ταξινομητές, ο οποίος χρησιμοποιεί πολλά, ασυσχέτιστα μεταξύ τους δέντρα αποφάσεων για να πραγματοποιήσει μία εκτίμηση (Belgiu et al, 2016). Το μοντέλο Random Forest στοχεύει στη μείωση της συσχέτισης μεταξύ των ταξινομητών που το απαρτίζουν και του φαινομένου overfitting που προκαλεί την προσαρμογή του μοντέλου στον θόρυβο που υπάρχει στα δεδομένα (Εικόνα 1).

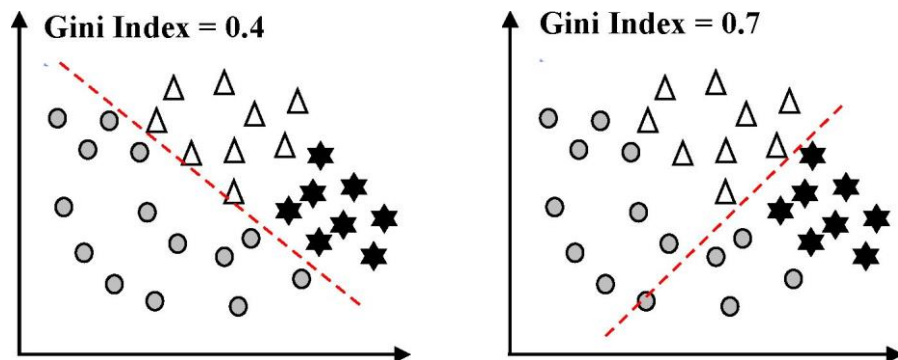


Εικόνα 1: Φαινόμενο Overfitting - Προσαρμογή συνάρτησης στον θόρυβο που υπάρχει στα δεδομένα εκπαίδευσης

Η ανεξάρτητη ανάπτυξη των δέντρων που απαρτίζουν το συνδυαστικό μοντέλο, βασίζεται στην επιλογή τυχαίων υποσυνόλων δεδομένων εκπαίδευσης (Bagging), με αντικατάσταση. Αυτό σημαίνει ότι μέρος του συνόλου των δειγμάτων που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση ενός δέντρου, μπορεί να επιλεγεί περισσότερες από μία φορές για την εκπαίδευση και άλλων δέντρων μέσα στο σύμπλεγμα, ενώ άλλα δείγματα ενδέχεται να μην επιλεγούν καθόλου. Σε κάθε περίπτωση, τα υποσύνολα εκπαίδευσης που δημιουργούνται είναι διαφορετικά μεταξύ τους και κατά συνέπεια στατιστικά ανεξάρτητα (Rokach L., 2010). Η δεύτερη πηγή τυχαιότητας στο μοντέλο Random Forest, αφορά την τυχαία επιλογή των μεταβλητών (καναλιών), βάση των οποίων θα τεθούν τα φασματικά όρια διαχωρισμού σε κάθε εσωτερικό κόμβο (internal splitting node). Το πλήθος των καναλιών που χρησιμοποιούνται σε κάθε δέντρο απόφασης, καθορίζεται από το σύνολο των μεταβλητών που χρησιμοποιούνται στην ταξινόμηση. Η επιλογή ενός

υποσυνόλου εκπαίδευσης, επιδρά θετικά στη μείωση του υπολογιστικού χρόνου ενώ η επιλογή μερικώς ή εξολοκλήρου διαφορετικού υποσυνόλου δεδομένων εκπαίδευσης για κάθε δέντρο, βοηθά στη δημιουργία διαφορετικών εκτιμητών, ικανών να προσαρμοστούν σε διαφορετικά είδη δεδομένων, για να βελτιωθεί έτσι η απόδοση του αλγορίθμου. Ακόμα, η επιλογή τυχαίων μεταβλητών σε κάθε εσωτερικό κόμβο διαχωρισμού (internal splitting node), βοηθά στη μείωση της συσχέτισης (ρ) μεταξύ κάθε πιθανού ζεύγους δέντρων και κατ' επέκταση στη μείωση της αστάθειας (ύπαρξη τυχαίων σφαλμάτων) που παρουσιάζουν τα δενδροειδή μοντέλα από τα οποία απαρτίζεται το δάσος.

Αφού επιλεγούν τα κανάλια και τα υποσύνολα των δεδομένων εκπαίδευσης που θα χρησιμοποιηθούν για την ανάπτυξη του κάθε δέντρου, σε κάθε εσωτερικό κόμβο επιλέγεται το σημείο διαχωρισμού μεταξύ των υποψήφιων φασματικών κλάσεων. Τα κριτήρια που θα καθορίσουν τη διαδρομή αυτού του εικονοστοιχείου μέχρι έναν τερματικό κόμβο (φύλλο), καθορίζονται από τα όρια διαχωρισμού. Αυτά προσδιορίζονται σε κάθε εσωτερικό κόμβο μέσα από μια επαναληπτική διαδικασία, κατά την οποία διάφορα όρια εξετάζονται και αξιολογούνται μέσω του υπολογισμού του δείκτη gini (Εικόνα 2).



Εικόνα 2: Υπολογισμός δείκτη Gini για την εύρεση των βέλτιστων ορίων διαχωρισμού

Επιλέγεται το όριο με την χαμηλότερη τιμή του δείκτη, αφού με αυτό τον τρόπο επιτυγχάνεται η υπολογιστική ταχύτητα του αλγόριθμου, χωρίς να δαπανάται χρόνος που δε θα οδηγήσει το συντομότερο σε μία απόφαση. Η τελική απόφαση κατηγοριοποίησης του κάθε εικονοστοιχείου, λαμβάνεται βάση της ψήφου πλειοψηφίας στο σύνολο των αποφάσεων από τα δέντρα. Εκτός από τα δεδομένα εκπαίδευσης και τον αριθμό των μεταβλητών που επιλέγονται τυχαία για την εκπαίδευση του κάθε δέντρου, ακόμα ένας παράγοντας πρέπει να καθοριστεί για την κατασκευή του αλγορίθμου και αυτός είναι ο αριθμός των δέντρων απόφασης που απαρτίζουν το δάσος. Θεωρητικά, όσο το πλήθος των δέντρων αυξάνεται, τόσο πιο ομαλά είναι τα όρια διαχωρισμού και κατά συνέπεια καλύτερη η απόδοση του ταξινομητή.

Οι δειγματοληπτικές περιοχές που χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των επιβλεπόμενων ταξινομητών, πρέπει να ικανοποιούν συγκεκριμένες απαιτήσεις: πρέπει να είναι αντιπροσωπευτικά του φαινομένου που απεικονίζουν, να είναι φασματικά πλήρη και αξιόπιστα. Επιπλέον, πρέπει να συντελούν στη δημιουργία φασματικά ομοιογενών κλάσεων, οι οποίες μεταξύ τους να είναι ανομοιογενής. Σημαντικό ρόλο διαδραματίζει η κατάσταση ισορροπίας που υπάρχει μεταξύ των κλάσεων που απαρτίζουν το σύνολο δεδομένων. Σχεδόν όλα τα σύνολα δεδομένων που υπάρχουν στον πραγματικό κόσμο είναι ανισόρροπα ενώ η συλλογή τους αποτελεί μια επίπονη, χρονοβόρα και δαπανηρή διαδικασία. Έτσι, συχνά μπορεί να δημιουργηθούν κλάσεις/ομάδες που δεν αποτελούνται από ισάριθμα δεδομένα εκπαίδευσης. Τα σπανιότερα όμως εμφανιζόμενα δείγματα που αφορούν μια τυχαία κλάση A, συνήθως "επικαλύπτονται" από τα δείγματα της τυχαίας κλάσης B (κλάση πλειοψηφίας) και είναι κατά συνέπεια πολύ πιο δύσκολο να ταυτοποιηθούν κατά τη διαδικασία της ταξινόμησης. Οι αλγόριθμοι ταξινόμησης, συνήθως στοχεύουν στην επίτευξη υψηλής ολικής ακρίβειας, γεγονός που

δημιουργεί μια εγγενή μεροληψία υπέρ των κλάσεων πλειοψηφίας, αφού οι κλάσεις μειονότητας επηρεάζουν λιγότερο την ακρίβεια της ταξινόμησης (Yuan B., 2012). Έτσι οι κλάσεις με τα μικρότερα πλήθη εικονοστοιχείων, καταλήγουν με υψηλότερα ποσοστά σφάλματος.

Επομένως η ανάλυση της ευαισθησίας του ταξινομητή ως προς την κατανομή των δειγμάτων εκπαίδευσης είναι απαραίτητη. Στη βιβλιογραφία προτείνονται διάφορες τεχνικές για την τροποποίηση των κατανομών των κλάσεων όπως η μείωση του πλήθους των παρατηρήσεων για τις κλάσεις που υπερέχουν αριθμητικά τις κλάσεις μειονότητας (Undersampling method). Παρ' όλα αυτά, η τυχαία απόρριψη πληροφορίας από τις κλάσεις, μπορεί να επηρεάσει την φασματική πληρότητα στην περιγραφή κάθε θεματικής κατηγορίας. Ακόμα, μπορεί να χρησιμοποιηθεί η μέθοδος oversampling, κατά την οποία προστίθενται επιπλέον δεδομένα εκπαίδευσης για όλες τις κλάσεις μέχρις ότου να έχουν ίσο πλήθος παρατηρήσεων με την κλάση πλειοψηφίας. Το πλεονέκτημα αυτής της μεθόδου, είναι η αποφυγή απώλειας σημαντικής πληροφορίας από τις κλάσεις, ενώ στα μειονεκτήματα το γεγονός ότι η επιπλέον πληροφορία θα προστεθεί στις κλάσεις είτε μέσω δημιουργίας επαναλήψεων των ήδη υπάρχοντων δεδομένων, κάτι που δεν θα ωφελήσει ιδιαίτερα την εκπαίδευση του αλγόριθμου, είτε μέσω συλλογής περισσότερων δεδομένων που μπορεί να μην είναι αντιπροσωπευτικά της κατηγορίας (Yap B et al. 2013).

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. Αποφεύγονται έτσι φαινόμενα υπερεκπαίδευσης.
- Μη επαναληπτική διαδικασία εκπαίδευσης, ο αλγόριθμος ολοκληρώνεται σε σταθερό αριθμό βημάτων.
- Η τυχαία επιλογή ενός υποσυνόλου των χαρακτηριστικών για την διαμέριση των παραδειγμάτων κάθε ενδιάμεσου κόμβου ελαττώνει τη συσχέτιση ανάμεσα στα δέντρα και διατηρεί την πόλωση (bias) σε χαμηλά επίπεδα καθώς τα δέντρα αναπτύσσονται χωρίς κλάδεμα. Χρησιμοποιώντας ένα σύνολο δέντρων απόφασης μειώνεται και η διακύμανση (variance).
- Η διάσχιση ενός δέντρου από ένα παράδειγμα ξεκινώντας από την ρίζα και καταλήγοντας σε έναν από τους τερματικούς κόμβους γίνεται λογαριθμικά ως προς το πλήθος των φύλλων του.
- Παρουσιάζουν ανεκτικότητα ως προς το θόρυβο και τα αριθμητικά σφάλματα στα δεδομένα εκπαίδευσης.
- Για την επαγωγή κάθε δέντρου περίπου το $\frac{1}{3}$ των δεδομένων δεν επιλέγεται για εκπαίδευση. Αυτά τα παραδείγματα καλούνται Out-of-Bag και μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την εκτίμηση της πιθανότητας σφάλματος, εξαλείφοντας την ανάγκη ύπαρξης ενός συνόλου ελέγχου ή της τεχνικής cross-validation.
- Παράγει μια εσωτερική αμερόληπτη εκτίμηση του σφάλματος γενίκευσης καθώς εξελίσσεται η διαδικασία κατασκευής του δέντρου.
- Υπάρχει δυνατότητα παράλληλης επαγωγής δέντρων σε αντίθεση με την μέθοδο Boosting.
- Αναζητά τον καλύτερο διαχωρισμό σε ένα μικρό υποσύνολο των χαρακτηριστικών και δεν κάνει εξαντλητική αναζήτηση όπως ο αλγόριθμος Boosting.
- Μπορεί να χρησιμοποιηθεί για ομαδοποίηση.
- Επιτρέπει τη δημιουργία παραλλαγών της βασικής τεχνικής ως προς την κατασκευή του μοντέλου ταξινόμησης π.χ. χρήση διαφορετικών τεχνικών διαμέρισης των παραδειγμάτων των ενδιάμεσων κόμβων.

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

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

2.2.3 Μεθοδολογία αξιολόγησης στατιστικών μοντέλων

Στη διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν διάφορες τεχνικές για την αξιολόγηση του αποτελέσματος μίας ταξινόμησης ή μιας διαδικασίας ανίχνευσης αντικειμένων ή ανίχνευσης μεταβολών. Στο παρόν κεφάλαιο παρουσιάζονται ορισμένοι δείκτες που χρησιμοποιούνται προκειμένου να αξιολογηθούν τα στατιστικά μοντέλα εκμάθησης. Ειδικότερα, παρουσιάζονται οι δείκτες της ακρίβειας (precision), ο αριθμός εύστοχων αποκρίσεων (recall), ο δείκτης f1 score, ο δείκτης accuracy και ο δείκτης kappa.

Σε όλους τους δείκτες αξιοποιούνται οι ακόλουθες τέσσερις έννοιες/ποσότητες: true positives, true negatives, false positives, false negatives. Αρχικά, οι έννοιες positive (θετικό) και negative (αρνητικό) αποδίδουν την πρόβλεψη του ταξινομητή (ή προσδοκία) ενώ οι έννοιες αληθές (true) και ψευδές (false) αναφέρονται στο αν η παραπάνω πρόβλεψη ανταποκρίνεται σε εξωτερική κρίση (ή παρατήρηση). Συνδυάζοντας τις παραπάνω έννοιες προκύπτει πως με την έννοια true positives (TP) ορίζονται τα αντικείμενα που ταξινομήθηκαν σωστά στην τάξη, με την έννοια true negative (TN) ορίζονται τα αντικείμενα που δεν συμπεριλήφθηκαν σωστά στην τάξη, με την έννοια false positive (FP) ορίζονται τα αντικείμενα που ταξινομήθηκαν στην τάξη αλλά δεν έπρεπε, ενώ με την έννοια false negative (FN) ορίζονται τα αντικείμενα που δεν συμπεριλήφθηκαν στην τάξη ενώ έπρεπε (Powers D. M. W., 2011).

Precision

Ο δείκτης precision (ακρίβεια) για μια συγκεκριμένη τάξη είναι ο αριθμός των αληθώς θετικών (true positives) αντικειμένων, δηλαδή ο αριθμός των αντικειμένων που επισημάνθηκαν σωστά ότι ανήκουν σε μία τάξη, διαιρούμενος με το συνολικό αριθμό των στοιχείων που επισημάνθηκαν ότι ανήκουν στη θετική τάξη, δηλαδή το άθροισμα των αληθών και ψευδών θετικών αντικειμένων (Powers D. M. W., 2011).

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

Recall

Ο αριθμός εύστοχων αποκρίσεων (recall) ορίζεται ως ο αριθμός των αληθώς θετικών αντικειμένων διαιρούμενος με το συνολικό αριθμό των στοιχείων που πραγματικά ανήκουν στη θετική τάξη, δηλαδή το άθροισμα των πραγματικά αληθώς και ψευδώς αρνητικών αντικειμένων που έπρεπε να ανήκουν στη συγκεκριμένη τάξη αλλά δεν επισημάνθηκαν (Powers D. M. W., 2011).

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

F1-score

Πρόκειται για ένα μέτρο που συνδυάζει την ακρίβεια με την ευστοχία μέσω ενός αρμονικού μέσου σταθμίζοντας τις δύο έννοιες ομοιόμορφα.

$$F1 - score = 2 * \frac{\text{precision} * \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

Accuracy

Η έννοια της ακρίβειας (accuracy) εκφράζει το πηλίκο του αθροίσματος των αληθών αντικειμένων (θετικών και αρνητικών) με το σύνολο όλων των θετικών και αρνητικών αντικειμένων.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

Kappa

Η στατιστική τιμή kappa είναι ένα μέτρο διαφοράς μεταξύ της πραγματικής συμφωνίας μεταξύ των επίγειων δεδομένων αναφοράς και ενός αυτόματου αλγορίθμου ταξινόμησης, και της τυχαίας συμφωνίας μεταξύ των επίγειων δεδομένων αναφοράς και ενός τυχαίου αλγορίθμου ταξινόμησης. Είναι μια ένδειξη του βαθμού, κατά τον οποίο οι ποσοστιαίες ορθές τιμές ενός πίνακα σφαλμάτων οφείλονται σε αληθή έναντι τυχαίας συμφωνίας.

$$k = \frac{\text{observed agreement} - \text{chance agreement}}{1 - \text{chance agreement}}$$

Επιπλέον, οι πίνακες σύγχυσης χρησιμοποιούνται ευρέως σε εφαρμογές μηχανικής μάθησης και ειδικότερα σε προβλήματα στατιστικής ταξινόμησης. Σε έναν πίνακα σύγχυσης, οι σειρές αντιστοιχούν στις κλάσεις των δεδομένων αναφοράς και οι στήλες αντιστοιχούν στις κλάσεις του αποτελέσματος ταξινόμησης. Ο πίνακας σύγχυσης, δείχνει τον αριθμό των σωστών και λανθασμένων προβλέψεων που γίνονται για το μοντέλο ταξινόμησης που υλοποιείται σε σχέση με τα πραγματικά αποτελέσματα (τιμή στόχο) στα δεδομένα.

Ιδιαίτερη προσοχή δίνεται στα αποτελέσματα των δεικτών αξιολόγησης και ειδικότερα στους δείκτες Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's Accuracy) και Αξιοπιστίας του Χρήστη (User's Accuracy), δεδομένου ότι ο δείκτης της Συνολικής Ακρίβειας (Overall Accuracy) επηρεάζεται από το ανισοβαρές μέγεθος (πλήθος εικονοστοιχείων) των δεδομένων αναφοράς.

Ειδικότερα, σε έναν πίνακα σύγχυσης:

- i. Η Συνολική ακρίβεια (Overall accuracy) εκφράζει το ποσοστό των δεδομένων αναφοράς που ταξινομήθηκαν σωστά. Η συνολική ακρίβεια αποτελεί τον ευκολότερο και πιο κατανοητό τρόπο αξιολόγησης της ταξινόμησης αλλά δεν προσφέρει περαιτέρω πληροφορία στον χρήστη για τα αποτελέσματα αυτής ανά κατηγορία κάλυψης γης.
- ii. Η Ακρίβεια του παραγωγού (Producer's accuracy) αποτελεί το μέτρο που δείχνει το ποσοστό των δεδομένων αναφοράς που εμφανίζονται σωστά στον ταξινομημένο χάρτη. Υπολογίζεται ως το πλήθος των ορθά ταξινομημένων εικονοστοιχείων μιας κλάσης, ως προς το σύνολο των εικονοστοιχείων αναφοράς της κλάσης αυτής.
- iii. Η Αξιοπιστία του χρήστη (User's accuracy) εκφράζει το ποσοστό των εικονοστοιχείων που ταξινομήθηκαν σωστά σε μια κλάση ως προς τον συνολικό αριθμό των εικονοστοιχείων που ταξινομήθηκαν στην κλάση αυτή.

2.2.4 Προκλήσεις τεχνικών ανίχνευσης μεταβολών βασισμένων σε

εικονοστοιχεία

Όσον αφορά στις περιπτώσεις εφαρμογής μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης, δεν απαιτείται προηγούμενη γνώση της περιοχής μελέτης, ούτε στατιστικά στοιχεία που σχετίζονται με τις προαναφερθείσες κλάσεις για την εκτέλεση του αλγορίθμου (Bazi et al., 2010, Melgani et al., 2002). Οι μέθοδοι ανίχνευσης μεταβολών που στηρίζονται σε τέτοιους αλγορίθμους αντιμετωπίζουν δυσκολία στην αναγνώριση και στην επισήμανση των κατηγοριών αλλαγής (Lu et al., 2004). Ένα άλλο ζήτημα που προκύπτει με την εφαρμογή μεθόδων μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης, όπως η ομαδοποίηση (clustering), είναι η επιλογή του κατάλληλου αριθμού ομάδων που πρόκειται να δημιουργηθούν. Στην περίπτωση επιλογής πολύ μικρού ή μεγάλου αριθμού ομάδων, επηρεάζεται αρνητικά το τελικό αποτέλεσμα (Richards και Jia, 2006). Όταν μάλιστα τα δεδομένα τηλεπισκόπησης προέρχονται από διαφορετικούς αισθητήρες, προκύπτουν ορισμένα επιπλέον προβλήματα. Τα διαφορετικά μεγέθη των εικονοστοιχείων επηρεάζουν την ταξινόμηση, καθώς παρατηρούνται διαφορετικές λεπτομέρειες της γήινης επιφάνειας ανάλογα με το μέγεθός τους. Η ταξινόμηση εικόνων χαμηλότερης ανάλυσης οδηγεί στην απώλεια πληροφορίας και στην δυσκολία διάκρισης διαφόρων στοιχείων, δυσχεραίνοντας την αντιστοίχισή τους με εικόνες μεγαλύτερης ανάλυσης. Ο αριθμός των καναλιών του αισθητήρα και η ποσότητα της φασματικής πληροφορίας επίσης διαφέρει από εικόνα σε εικόνα (Fung, 1992). Γίνεται επομένως αντιληπτό ότι η εργασία με διαφορετικούς αισθητήρες δεν είναι ιδανική, αλλά είναι μερικές φορές αναπόφευκτη (Serra et al., 2003). Στις περιπτώσεις αυτές εγείρονται ερωτήματα σχετικά με την επιλογή αλγορίθμων ταξινόμησης κατάλληλων για διαφορετικούς αισθητήρες και τον τρόπο με τον οποίο πρέπει να ληφθούν υπόψη παράγοντες όπως η χωρική ανάλυση.

Οι παραδοσιακοί αλγόριθμοι ανίχνευσης μεταβολών εφαρμόζονται συχνά σε εικόνες χαμηλής έως μέσης ανάλυσης, αλλά παρουσιάζουν προκλήσεις όταν εφαρμόζονται σε εικόνες υψηλής ή πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης (Very High Resolution - VHR) (Im και Jensen, 2005, Lefebvre et al., 2008). Η χρήση δεδομένων υπερυψηλής χωρικής ανάλυσης για την ανίχνευση αλλαγών προκαλεί μια σειρά προκλήσεων όπως: (α) η ακρίβεια της γεωαναφοράς, (β) η μεγαλύτερη μεταβλητότητα ανακλαστικότητας στην κάθε κατηγορία-κλάση και (γ) οι διαφορετικές συνθήκες-χαρακτηριστικά λήψης των δεδομένων (π.χ. γεωμετρία θέασης των αισθητήρων, σκίαση και γωνία φωτισμού) (Wulder et al., 2008). Η αυξημένη μεταβλητότητα που παρουσιάζουν οι εικόνες υπερυψηλής χωρικής ανάλυσης οδηγεί συχνά στην ανίχνευση μεγάλου αριθμού αλλαγών και στην ύπαρξη υψηλού θορύβου στους χάρτες πρόβλεψης (Niemeier et al., 2008).

Μία ακόμη πρόκληση που συναντάται, είναι η δυσκολία μοντελοποίησης της εννοιολογικής πληροφορίας (Blaschke και Strobl, 2001, Johansen et al., 2010). Η χωρική ανάλυση των αντικειμένων του πραγματικού κόσμου και των χωρικών τους σχέσεων, καθώς και των μεταξύ τους διατάξεων, δεν μπορούν να μοντελοποιηθούν στις αναλύσεις που βασίζονται σε εικονοστοιχεία. Αυτό οδηγεί σε αποκλεισμό της χωρικής διάστασης η οποία θα μπορούσε να παράσχει σημαντικές πληροφορίες σχετικά με την περιοχή μελέτης. Αντιθέτως, ο ανθρώπινος παράγοντας λαμβάνει υπόψιν αυτές τις παραμέτρους κατά τη φωτοερμηνευτική διαδικασία και εξάγει χρήσιμες πληροφορίες οι οποίες είναι πολύ δύσκολο να μοντελοποιηθούν στις περιπτώσεις εφαρμογής τεχνικών βασισμένων σε εικονοστοιχεία.

2.3 Αντικειμενοστραφής ανίχνευση μεταβολών

Η εμφάνιση των πολυφασματικών εικόνων υπερυψηλής χωρικής ανάλυσης και η ταχεία αύξηση των υπολογιστικών δυνατοτήτων κατά την τελευταία δεκαετία οδήγησαν στην εμφάνιση νέων προσεγγίσεων, εκτός των παραδοσιακών τεχνικών ανάλυσης εικόνων (Chen et al., 2012a). Ο Fisher το 1997 αναγνώρισε ότι ένα εικονοστοιχείο δεν είναι ένα πραγματικό γεωγραφικό αντικείμενο, αλλά μία αναπαράσταση των τιμών ανακλαστικότητας σε μορφή κανάβου η οποία όμως δεν έρχεται σε πλήρη αντιστοιχία με τον πραγματικό κόσμο. Οι Addink et al., 2012 υποστήριξαν αυτήν την ιδέα τονίζοντας ότι ένα εικονοστοιχείο δεν είναι η βέλτιστη χωρική μονάδα για την χαρτογράφηση μίας περιοχής. Μια σύντομη ανάλυση σχετικά με τη μετάβαση από την ανάλυση εικόνων βασισμένη σε εικονοστοιχεία στην ενσωμάτωση φασματικών, χωρικών, χρονικών και γεωμετρικών παραμέτρων για την ολοκληρωμένη αναπαράσταση της αστικής δομής, την εξαγωγή ακριβών και απτών πληροφοριών και την ανίχνευση μεταβολών μπορεί να βρεθεί στη μελέτη του Longley, 2002. Η μεγάλη μεταβλητότητα της ανακλαστικότητας μεταξύ των επιμέρους χαρακτηριστικών μίας εικόνας και ο αριθμός των πολλών διαφορετικών κατηγοριών που παρουσιάζονται στις εικόνες υψηλής χωρικής ανάλυσης, έχει αναδείξει κι άλλες τεχνικές πέραν της παραδοσιακής ανάλυσης βασισμένης σε εικονοστοιχεία (Johansen et al., 2010). Η υψηλή χωρική ανάλυση συνδέεται επίσης με το πρόβλημα του μικτού εικονοστοιχείου (mixed pixel), το οποίο θεωρείται μία από τις μεγαλύτερες πηγές σφάλματος και αβεβαιότητας στην ανίχνευση μεταβολών κάλυψης γης (Boyd and Foody, 2011). Η αντικειμενοστραφής ανάλυση εικόνας (Object Based Image Analysis - OBIA) φαίνεται ότι μειώνει τις επιδράσεις της γεωαναφοράς, της υψηλής φασματικής μεταβλητότητας κλπ.

Οι τεχνικές ανίχνευσης μεταβολών βασισμένες στην αντικειμενοστραφή ανάλυση (Object Based Change Detection - OB-CD) αποτελούν τμήμα της αντικειμενοστραφούς ανάλυσης εικόνας (OBIA) (Castilla και Hay, 2008). Η πρόοδος που σημειώθηκε στο πρόσφατο παρελθόν στην Τεχνολογία των Γεωγραφικών Πληροφοριών (Geographic Information Technology - GIT) σε συνδυασμό με την ανάπτυξη λογισμικών που επικεντρώνονται στην αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας (όπως το eCognition), οδήγησαν στην άνθηση της αντικειμενοστραφούς ανάλυσης εικόνας (Addink et al., 2012, Longley, 2002). Η OBIA επιτρέπει την κατάτμηση και εξαγωγή χαρακτηριστικών από τηλεπισκοπικά δεδομένα και επίσης διευκολύνει την ενσωμάτωση της επεξεργασίας δεδομένων κανονικοποιημένης δομής (raster based) με άλλα διανυσματικής (vector based) (Blaschke, 2010). Η μονάδα μέτρησης στην αντικειμενοστραφή ανάλυση είναι το αντικείμενο εικόνας το οποίο μπορεί να χαρακτηρίζεται από πλούσια πληροφορία όπως η υφή, το σχήμα, και οι χωρικές σχέσεις με γειτονικά αντικείμενα και βοηθητικά χωρικά δεδομένα διαφορετικής χωρικής ανάλυσης (Aguirre-Gutierrez et al., 2012) επιτρέποντας και την αξιοποίηση της χωρικής έννοιας. Αυτή η προσέγγιση προσομοιάζει την ανάλυση που θα πραγματοποιούνταν από έναν άνθρωπο, ο οποίος διαισθητικά αναγνωρίζει τα αντικείμενα σε μια εικόνα και όχι μεμονωμένα εικονοστοιχεία, λαμβάνοντας υπόψιν τις διάφορες ιδιότητές τους (π.χ. μέγεθος, υφή, σχήμα) και την χωρική τους διάταξη για την κατανόηση της σημασιολογίας (Addink et al., 2012). Η ενσωμάτωση της εννοιολογικής πληροφορίας καθώς και χαρακτηριστικών που σχετίζονται με το σχήμα είναι σημαντική καθώς οι περισσότερες εικόνες υπερυψηλής χωρικής ανάλυσης λαμβάνονται από δέκτες που διαθέτουν λίγα φασματικά και ένα παγχρωματικό κανάλι (Johansen et al., 2008). Ομάδες εικονοστοιχείων σε μια εικόνα δημιουργούν αντικείμενα τα οποία, οντολογικά, επιτρέπουν την αναγνώριση και εξαγωγή χαρακτηριστικών του πραγματικού κόσμου από τηλεπισκοπικά δεδομένα με μεγαλύτερη ακρίβεια και σε κατάλληλες κλίμακες. Επιπλέον, παρέχεται η δυνατότητα διαίρεσης των δεδομένων σε ομοιογενή αντικείμενα, σε διαφορετικές χωρικές κλίμακες (Johansen et al., 2010). Με βάση την έννοια του αντικειμένου εικόνας και τον ορισμό της ανίχνευσης αλλαγών όπως αυτός διατυπώθηκε από τον Singh (1989), ο Chen et al. (2012a) όρισε την ανίχνευση μεταβολών που βασίζεται στην αντικειμενοστραφή ανάλυση ως "τη διαδικασία εντοπισμού των διαφορών στα γεωγραφικά αντικείμενα και σε διαφορετικές στιγμές

χρησιμοποιώντας αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας". Ένας σημαντικός στόχος της αντικειμενοστραφούς ανάλυσης είναι η βελτίωση της ταξινόμησης της εικόνας (Johansen et al., 2010, Lizarazo, 2012). Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης είναι συνήθως σαφή και διακριτά με αποτέλεσμα να καθίστανται χρήσιμα για την θεματική χαρτογράφηση και ανίχνευση μεταβολών. Οι ταξινομήσεις αυτές τυπικά περιλαμβάνουν: (α) την κατάτμηση της εικόνας, (β) την ανάπτυξη της ιεραρχίας (βασισμένη στα δεδομένα εκπαίδευσης), και (γ) την ταξινόμηση (Benz et al., 2004, Blaschke, 2010). Το βασικό πρώτο βήμα της αντικειμενοστραφούς ανάλυσης και ανίχνευσης μεταβολών είναι η εξαγωγή των αντικειμένων της εικόνας, που επιτυγχάνεται μέσω της κατάτμησης της (Addink et al., 2012). Τα αντικείμενα αυτά αποτελούν τη βασική μονάδα για την περαιτέρω ανάπτυξη στρατηγικών ανίχνευσης μεταβολών.

Η κατάτμηση εικόνας αποτελεί τον πυρήνα της αντικειμενοστραφούς ανάλυσης και έχουν αναπτυχθεί διάφορες τεχνικές με ποικίλα αποτελέσματα (Neubert et al., 2006) ενώ μία από τις πρώτες μελέτες πραγματοποιήθηκε από τον Haralick et al. (1973). Στην πράξη, με την κατάτμηση, διαιρείται μια εικόνα σε ομοιογενή αντικείμενα (τμήματα) τα οποία παρουσιάζουν κοινά φασματικά χαρακτηριστικά και είναι χωρικά γειτονικά (Bontemps et al., 2008). Κατά τη διαδικασία της κατάτμησης, η διακύμανση εντός του αντικειμένου ελαχιστοποιείται σε σύγκριση με εκείνη μεταξύ διαφορετικών αντικειμένων. Η λειτουργία και τα ζητήματα που σχετίζονται με διάφορες τεχνικές κατάτμησης μπορούν να βρεθούν στις μελέτες των Freixenet et al. (2002), Geneletti και Gorte (2003), και Schopfer et al. (2010). Ο Chen et al. (2012a) ομαδοποίησε τις διάφορες τεχνικές σε: (α) ανίχνευση μεταβολών αντικειμένου εικόνας, (β) ανίχνευση μεταβολών της τάξης αντικειμένου, (γ) ανίχνευση διαχρονικών μεταβολών αντικειμένου (δ) υβριδική ανίχνευση μεταβολών. Οι στρατηγικές ανίχνευσης μεταβολών περιγράφονται εκτενώς στην μελέτη των Masroor et al., 2013.

2.3.1 Προκλήσεις των τεχνικών βασισμένων στην αντικειμενοστραφή ανάλυση

Σε αντίθεση με τις προσεγγίσεις βασισμένες σε εικονοστοιχεία, η αντικειμενοστραφής ανάλυση αξιοποιεί χαρακτηριστικά φασματικά, υψής, χωρικά, τοπολογικά και ιεραρχικά για την μοντελοποίηση της πραγματικότητας. Υπάρχουν, ωστόσο, ζητήματα σχετικά με τον τρόπο αξιολόγησής της. Ο πίνακας σφαλμάτων (error matrix) χρησιμοποιείται ακόμα στις περισσότερες μελέτες ανίχνευσης μεταβολών βασισμένων στην αντικειμενοστραφή ανάλυση. Οι Hernando et al. (2012) όμως υποστήριξαν ότι αυτή η πρακτική ακολουθείται κυρίως στις αναλύσεις βασισμένες στα εικονοστοιχεία και ότι ακόμη δεν έχει αναπτυχθεί μια σύγχρονη μέθοδος αξιολόγησης της ακρίβειας. Πρόσφατα, αναπτύχθηκαν κάποιες προσεγγίσεις, συμπεριλαμβανομένης της ανάπτυξης πιθανού μέτρου χαρτογράφησης της ακρίβειας για την αξιολόγηση του αριθμού των ορθά ταξινομημένων τμημάτων εικονοστοιχείων (Coillie et al., 2008) και μια στρατηγική δειγματοληψίας βασισμένης στην αντικειμενοστραφή ανάλυση από τους Radoux et al. (2010). Μερικοί ερευνητές χρησιμοποίησαν σημειακά στοιχεία για να ελέγξουν την ακρίβεια της αλλαγής (Conchedda et al., 2008, Im et al., 2008b). Είναι δυνατή η αξιολόγηση διαφορετικών ιδιοτήτων των αντικειμένων, συμπεριλαμβανομένου του μεγέθους, του σχήματος και της μεταβλητότητας της έκτασης των ορίων, και στη συνέχεια η ανάπτυξη ενός πλαισίου για την αξιολόγηση των αλλαγών-αποτελεσμάτων.

Η θεμελιώδης παραδοχή στην αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας είναι ότι τα αντικείμενα που προέρχονται από την κατάτμηση αντιστοιχούν σε αντικείμενα της γήινης επιφάνειας. Εντούτοις, μπορεί να μην είναι δυνατή πάντοτε η τέλεια αντιστοίχιση, ιδιαίτερα εάν ένα αντικείμενο είναι μικρό ή αν η ανάλυση της εικόνας είναι χαμηλή (Lein, 2012). Οι αλγόριθμοι κατάτμησης επηρεάζουν τη γεωμετρία των αντικειμένων, η οποία απαιτεί συγκεκριμένες λύσεις προκειμένου να διατηρηθεί η συνοχή και η αξιοπιστία στη σύνδεση των αντικειμένων που εξάγονται από δύο διαφορετικές χρονικές στιγμές. Οι Albrecht et al. (2010) υποστήριξαν ότι για την επίτευξη υψηλής χωρικής ακρίβειας, τα όρια αντικειμένων διαδραματίζουν σημαντικό ρόλο. Η εφαρμογή κατάλληλων αλγορίθμων κατάτμησης μπορεί να οδηγήσει σε ακριβή και πιο ρεαλιστικά αντικείμενα του

πραγματικού κόσμου. Μια σημαντική παράμετρος στους αλγόριθμους κατάτμησης είναι αυτή της κλίμακας η οποία ελέγχει το μέγεθος των παραγόμενων αντικειμένων.

Ο Arbiol et al. (2006) επεσήμανε ότι μπορεί να βρεθούν σημασιολογικά σημαντικές περιοχές σε διαφορετικές κλίμακες, γεγονός που καθιστά σημαντική την προσαρμογή της παραμέτρου κλίμακας για την επίτευξη των βέλτιστων αποτελεσμάτων. Συνήθως, οι παράμετροι κατάτμησης επιλέγονται με υποκειμενικές μεθόδους, δοκιμής και σφάλματος. Αν και έχουν αναπτυχθεί διαφορετικές μεθοδολογίες για την αντιμετώπιση αυτού του ζητήματος (Dragut et al., 2010, Singh et al., 2005, Smith, 2010), εξακολουθεί να αποτελεί ένα σημαντικό ζήτημα της αντικειμενοστραφούς ανάλυσης.

Επιπλέον, κατά τη διαδικασία κατάτμησης της εικόνας μπορεί να προκύψουν σφάλματα υπό-κατάτμησης ή υπερ-κατάτμησης, με αποτέλεσμα την δημιουργία αντικειμένων που δεν αντιπροσωπεύουν με ακρίβεια τα χαρακτηριστικά του πραγματικού κόσμου (Moller et al., 2007). Η υπο-κατάτμηση δημιουργεί μεγάλα αντικείμενα που καλύπτουν περισσότερα από ένα χαρακτηριστικά του πραγματικού κόσμου και καλύπτουν μικτές κλάσεις, ενώ η υπερ-κατάτμηση δημιουργεί μικρότερα τμήματα αντικειμένων τα οποία στη συνέχεια πρέπει να συγχωνευθούν για να δημιουργήσουν μια πιο ρεαλιστική αναπαράσταση των πραγματικών χαρακτηριστικών που αντιπροσωπεύονται (Liu και Xia, 2010). Και οι δύο παραπάνω αναφερθείσες περιπτώσεις δημιουργούν αντικείμενα που δεν αντιπροσωπεύουν τις ιδιότητες των χαρακτηριστικών του πραγματικού κόσμου με αποτέλεσμα την μείωση της ακρίβειας ταξινόμησης.

Κατά την αντικειμενοστραφή ταξινόμηση, τα αντικείμενα της εικόνας εξάγονται πρώτα από αυτήν και στη συνέχεια ταξινομούνται χρησιμοποιώντας διαφορετικούς αλγόριθμους επιβλεπόμενης ή μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης. Προκύπτουν επομένως ζητήματα όπως εκείνα που συναντώνται στις παραδοσιακές προσεγγίσεις όπως το μέγεθος των δεδομένων εκπαίδευσης και της πληρότητάς τους (Congalton and Green, 2009, Lein, 2012, Russell, 2009).

2.4 Υβριδικές Μέθοδοι – Hybrid change detection (HCD)

Η υβριδική ανίχνευση μεταβολών αναφέρεται στη χρήση δύο ή περισσότερων μεθόδων όπως αυτές παρουσιάστηκαν παραπάνω, είτε αυτές βασίζονται σε τεχνικές ανάλυσης βασισμένες σε εικονοστοιχεία ή στην αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας. Οι υβριδικές μέθοδοι μπορούν να κατηγοριοποιηθούν: (α) με βάση τη διαδικασία (χρησιμοποιώντας διαφορετικές μεθόδους ανίχνευσης σε διαφορετικές φάσεις ανίχνευσης), και (β) βασισμένες στα αποτελέσματα (χρησιμοποιώντας διαφορετικές μεθόδους ανίχνευσης μεταβολών και αναλύοντας τα αποτελέσματά τους) (Jianyaa et al., 2008).

Στη βιβλιογραφία συναντώνται αρκετά παραδείγματα υβριδικών μεθόδων. Ο Walter (2004) ενσωμάτωσε τα Γεωγραφικά Συστήματα Πληροφοριών με την αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας και χρησιμοποίησε τον ταξινομητή μέγιστης πιθανοφάνειας. Οι Al-Khudhairy et al. (2005) εφάρμοσαν την Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών και τη Διαφορά Εικόνας σε δορυφορικές εικόνες Ikonos υπερυψηλής χωρικής ανάλυσης. Οι εικόνες μεταβολών στη συνέχεια αναλύθηκαν χρησιμοποιώντας αντικειμενοστραφή ανάλυση, η οποία βελτίωσε τη διαδικασία ανίχνευσης που βασίζεται σε εικονοστοιχεία. Πρότειναν ότι τα αποτελέσματα της παραδοσιακής ανάλυσης μπορούν να ερμηνευθούν πιο αποτελεσματικά, ενισχύοντάς τα με αντικειμενοστραφή μετα-ταξινόμηση. Οι Niemeyer και Nussbaum (2006) χρησιμοποίησαν έναν συνδυασμό προσεγγίσεων βασισμένων σε εικονοστοιχεία και αντικείμενα, προσδιορίζοντας πρώτα τα εικονοστοιχεία που σχετίζονται με μεταβολές μέσω της ανίχνευσης στατιστικής αλλαγής και την εξαγωγή αντικειμένων και στη συνέχεια μετα-ταξινομώντας τις αλλαγές με βάση ένα σημασιολογικό μοντέλο με τα χαρακτηριστικά των αντικειμένων.

Οι Mc Dermid et al. (2008) συνδύασαν τις δύο τεχνολογίες για τη μείωση του θορύβου στην ανίχνευση αλλαγών, καθώς και τις μικρές και ψευδείς αλλαγές που προκαλεί η προβληματική οριοθέτηση των αντικειμένων. Οι Gamanya et al. (2009) εφάρμοσαν τον αλγόριθμο ένωσης

περιοχών (region merging) στις δορυφορικές εικόνες Landsat Thematic Mapper (TM) και Landsat Enhanced Thematic Mapper (ETM) και εφάρμοσαν ένα μοντέλο ασαφούς λογικής για την ταξινόμηση πριν από την σύγκρισή τους για την ανίχνευση μεταβολών. Οι Yu et al. (2010) πραγματοποίησαν αντικειμενοστραφή ταξινόμηση χρησιμοποιώντας μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης και συνέκριναν τα αντικείμενα με διανυσματικά δεδομένα χρήσεων γης.

2.5 Εφαρμογές και πρόσφατες ερευνητικές προσπάθειες

Όπως έχει ήδη ειπωθεί, η έγκαιρη και ακριβής ανίχνευση των μεταβολών των επιφανειακών χαρακτηριστικών της επιφάνειας της Γης παρέχει τη βάση για την καλύτερη κατανόηση των σχέσεων και των αλληλεπιδράσεων μεταξύ των ανθρωπογενών δραστηριοτήτων και του φυσικού περιβάλλοντος. Σε προηγούμενη παράγραφο, παρουσιάστηκαν οι βασικές κατηγορίες μεθόδων ανίχνευσης μεταβολών και ορισμένες εφαρμογές τους ανά κατηγορία (Πίνακας 1).

Τρία βασικά πεδία εφαρμογών ανίχνευσης μεταβολών από τηλεπισκοπικά δεδομένα θα μπορούσαν να συνοψισθούν στα εξής:

1. Χρήση-Κάλυψη Γης (Land Use Land Cover – LULC): Οι Fung και Le Drew (1987) εφάρμοσαν την Ανάλυση Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis-PCA) καθώς και τον Μετασχηματισμό Tasseled Cap ώστε να ανιχνεύσουν μεταβολές στην κάλυψη της γης (land-cover) από διαχρονικές δορυφορικές εικόνες. Αποδείχθηκε ότι η εφαρμογή του μετασχηματισμού Tasseled Cap, οδήγησε στην αποτελεσματικότερη ανίχνευση μεταβολών για τα συγκεκριμένα δεδομένα. Οι Stow et al. το 1990 μελέτησαν την ανίχνευση μεταβολών των χρήσεων γης λαμβάνοντας υπόψιν διαχρονικά δεδομένα από διαφορετικούς αισθητήρες. Οι Prakash και Gupta (1998) εφάρμοσαν τις μεθόδους Διαφορά Εικόνων (Image Differencing), Λόγος Εικόνων (Image Ratioing) και Διαφορά Δείκτη Βλάστησης (Vegetation Index Differencing) για τον εντοπισμό αλλαγών σε χρήσεις γης στην Ινδία. Διαπιστώθηκε ότι δεν υπήρχε καμία αισθητή διαφορά ανάμεσα στις μεθόδους αυτές αφού κάθε μία παρουσιάζει τα δικά της πλεονεκτήματα. Οι Chavez και Mackinnon, (1994) πρότειναν ότι η αξιοποίηση του Κόκκινου Καναλιού οδηγεί σε καλύτερα αποτελέσματα όσον αφορά στην ανίχνευση μεταβολών βλάστησης από ότι χρησιμοποιώντας το Δείκτη Βλάστησης Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) σε ξηρά και ημιξηρά περιβάλλοντα. Οι Lyone et al. (1998) σύγκριναν 7 διαφορετικούς δείκτες βλάστησης από 3 διαφορετικές ημερομηνίες λήψης δεδομένων για την ανίχνευση μεταβολών κάλυψης γης και οδηγήθηκαν στο συμπέρασμα ότι η μέθοδος της διαφοράς δεικτών βλάστησης οδήγησε στην πιο επιτυχημένη ανίχνευση αλλαγών στη βλάστηση. Οι Kaufmann και Setto (2001) μελέτησαν την ακρίβεια της ανίχνευσης μεταβολών χρήσεων γης σε χρονοσειρά εικόνων Landsat.
2. Μεταβολές σε δάση, αποψίλωση δασών, δασικές πυρκαγιές και αναγέννηση: Ο Nelson (1983) εξέτασε τις μεθόδους Διαφορά Εικόνων (Image Differencing), Λόγος Εικόνων (Image Ratioing) και Διαφορά Δείκτη Βλάστησης (Vegetation Index Differencing) για την ανίχνευση της αποψίλωσης. Ο λόγος εικόνων οδήγησε στην αποτελεσματικότερη οριοθέτηση περιοχών αποψίλωσης σε σχέση με τις άλλες δύο μεθόδους. Οι Kuntz και Karteris (1993) χρησιμοποίησαν δορυφορικά δεδομένα και Συστήματα Γεωγραφικών Πληροφοριών σε περιοχές της Μεσογείου για την χαρτογράφηση δασών και την διαχείριση δασικών πυρκαγιών. Οι Hayes και Sader (2001), σύγκριναν τις μεθόδους Διαφορά Δείκτη Βλάστησης (Vegetation Index Differencing), τη Μέθοδο Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis-PCA), και τον δείκτη βλάστησης NDVI για την ανίχνευση των τροπικών δασών και την εκ νέου δημιουργία βλάστησης στην περιοχή της Γουατεμάλα.
3. Μεταβολές στο αστικό τοπίο: Οι Ridd και Liu (1998), σύγκριναν τις μεθόδους Διαφορά Εικόνων (Image differencing), Παλινδρόμηση Εικόνων (Regression method), Kauth Thomas Μετασχηματισμός (KT ή Tasseled Cap) και μετασχηματισμό Chi-square για την ανίχνευση

μεταβολών στην αστική περιοχή Lake Valley. Οι Nemmour και Chibani, (2006) με την βοήθεια των Μηχανών Διανυσμάτων Υποστήριξης (SVM) εντόπισαν μεταβολές στο αστικό περιβάλλον και ειδικότερα χαρτογράφησαν αστικές επεκτάσεις. Ο Chi Zhang το 2019 ανίχνευσε μεγάλης κλίμακας μεταβολές του αστικού περιβάλλοντος με την χρήση Νευρωνικών Δικτύων.

2.5.1 Ανίχνευση μεταβολών κτισμάτων

Δεδομένου ότι τα κτίσματα αποτελούν τον κύριο τόπο στον οποίο λαμβάνουν χώρα οι ανθρώπινες δραστηριότητες, η ανίχνευση αλλαγών σε αυτά αποτελεί ένα από τα σημαντικότερα ζητήματα ανίχνευσης μεταβολών από τηλεπισκοπικά δεδομένα.

Κατά καιρούς έχουν προταθεί ποικίλες μέθοδοι για την ανίχνευση μεταβολών κτισμάτων, ειδικά από δεδομένα που έχουν ληφθεί από δέκτες υψηλής ή υπερυψηλής ακριβείας οι οποίοι παρέχουν λεπτομερείς πληροφορίες για την κάλυψη της γης. Οι Huang et al., 2008 πρότειναν έναν μορφολογικό δείκτη δόμησης (Morphological building index MBI), για τη δημιουργία σχέσης μεταξύ των φασματικών-χωρικών χαρακτηριστικών των κτισμάτων και μορφολογικών τελεστών. Οι Du et al., 2016 ανίχνευσαν μεταβολές κτισμάτων σε αστικές περιοχές χρησιμοποιώντας αεροφωτογραφίες και δεδομένα LiDAR. Οι Xiao et al., 2017 ανέπτυξαν μια μέθοδο κατάτμησης για τον εντοπισμό μεταβολών από διαχρονικές εικόνες υψηλής ανάλυσης.

Εκτός από αυτές τις κλασικές μεθόδους ανίχνευσης μεταβολών, έχουν εφαρμοστεί και τεχνικές μηχανικής ή βαθιάς μηχανικής μάθησης σε τηλεπισκοπικά δεδομένα όπως σε πολυφασματικά, υπερφασματικά, δεδομένα ραντάρ συνθετικού διαφράγματος (SAR) με στόχο την ταξινόμηση διαφόρων τύπων κάλυψης γης όπως δάση, ποτάμια καλλιεργήσιμες εκτάσεις καθώς και στον εντοπισμό ανίχνευσης μεταβολών. Οι μέθοδοι αυτές παρουσιάζουν καλύτερες επιδόσεις από τις κλασικές μεθόδους. Οι Wein Li et al, 2015 εντόπισαν αυτόματα κτιριακές μεταβολές σε αστικό περιβάλλον βασιζόμενοι σε μηχανές διανυσμάτων υποστήριξης. Ανάμεσα στα βασικά μοντέλα βαθιάς μηχανικής μάθησης, τα συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα (Convolutional neural networks - CNN) (Krizhevsky, 2012), αποτελούν την συνηθέστερα χρησιμοποιούμενη δομή για την ταξινόμηση εικόνων και την ανίχνευση μεταβολών. Οι Daudt et al., 2018 χρησιμοποίησαν τρία πλήρως συνελκτικά νευρωνικά δίκτυα για τον εντοπισμό αλλαγών σε αντιστοιχισμένες εικόνες. Οι Nemoto et al., 2017 χρησιμοποίησαν ένα νευρωνικό δίκτυο για την εξαγωγή κτισμάτων από μια νέα εικόνα και στη συνέχεια χρησιμοποίησαν τον χάρτη ταξινόμησης και τις δύο εικόνες ως στοιχεία εισόδου για ένα άλλο νευρωνικό δίκτυο με στόχο την ανίχνευση κτιριακών αλλαγών.

Σε γενικές γραμμές, αυτές οι πρόσφατες μελέτες συνέβαλαν στην αυτόματη ανίχνευση μεταβολών κτισμάτων, αλλά εξακολουθεί να υπάρχει μια ποικιλία προκλήσεων. Για παράδειγμα, οι προαναφερθείσες μελέτες χρησιμοποίησαν πολύ μικρές εικόνες και δεν είχαν καλή απόδοση σε μεγάλα σύνολα δεδομένων αφού χρειάζονται αρκετά δείγματα κτισμάτων με μεταβολή, τα οποία είναι συνήθως αραιά, για την κατάλληλη εκπαίδευση.

2.6 Αντιστοίχιση Εικόνων

Όπως έχει ήδη αναφερθεί, κατά το στάδιο της προεπεξεργασίας των δορυφορικών εικόνων, αντικείμενο αποτελούν ζητήματα όπως οι ραδιομετρικές, ατμοσφαιρικές και γεωμετρικές διορθώσεις καθώς και η αντιστοίχιση των διαθέσιμων εικόνων.

Ειδικότερα, κατά την διαχρονική ανάλυση εικόνων και ιδιαίτερα όταν αναλύονται δεδομένα διαφορετικής ακρίβειας, ημερομηνίας λήψης τα οποία προέρχονται από διαφορετικούς αισθητήρες κρίνεται απαραίτητη η ακριβής γεωμετρική σύμπτωσή τους. Το γεγονός αυτό μπορεί να επιτευχθεί είτε με την πολύ καλή γεωμετρική διόρθωση (ή ορθοαναγωγή) των εικόνων σε κοινό σύστημα αναφοράς συντεταγμένων, ή με την μεταξύ τους γεωγραφική σύνδεση (image to image

registration). Σε αντίθετη περίπτωση, είναι πιθανό να παρατηρηθούν σημαντικά σφάλματα τόσο στην ανίχνευση όσο και στην ερμηνεία της αλλαγής.

Οι μέθοδοι αντιστοίχισης εικόνων διακρίνονται σε δύο βασικές κατηγορίες βάσει του μοντέλου που ακολουθούν, τις άκαμπτες και εύκαμπτες. Η πρώτη κατηγορία σχετίζεται με μεθόδους που στηρίζονται στην αυτοματοποιημένη ανίχνευση, περιγραφή και αντιστοίχιση τοπικών περιγραφέντων σε ένα ζεύγος εικόνων και έπειτα στον υπολογισμό τις καθολικού μετασχηματισμού για την αντιστοίχιση τις. Τις σημαντικός αριθμός από τέτοιους αλγόριθμους τις οι SIFT (Lowe, 2004), ASIFT (Morel και Yu, 2009), SURF (Bay et al., 2008), DAISY (Tola et al., 2010), FREAK (Alahi et al., 2012) κ.α. έχουν χρησιμοποιηθεί σε πλήθος εφαρμογών. Ενδεικτικά αναφέρονται η αναγνώριση προσώπου, η ταυτοποίηση αντικειμένων, η ανίχνευση κίνησης και η επεξεργασία δορυφορικών δεδομένων. Εκτενής χρήση και σύγκριση ορισμένων από τις παραπάνω αλγόριθμους έχει γίνει από τις Vakaloroulou και Karantzalos, (2014) για την αυτοματοποιημένη αντιστοίχιση υπερφασματικών δεδομένων. Οι παραπάνω αλγόριθμοι τις πχ ο SURF έχουν χρησιμοποιηθεί εκτενώς και στον τομέα τις ιατρικής με στόχο την αντιστοίχιση ιατρικών εικόνων (Lukashovich et al., 2011). Γενικώς, οι άκαμπτες μέθοδοι απαιτούν τον προσδιορισμό μικρού αριθμού παραμέτρων και θεωρούνται λιγότερο σύνθετες σε σχέση με τις εύκαμπτες. Η δεύτερη κατηγορία, αφορά στις εύκαμπτες, μη γραμμικές μεθόδους αντιστοίχισης οι οποίες στηρίζονται σε τοπικούς μετασχηματισμούς με δυνατότητα τοπικών παραμορφώσεων. Στην περίπτωση αυτή υπολογίζεται η πιθανότητα του κάθε εικονοστοιχείου της πρώτης εικόνας να ανήκει σε μια γειτονιά εικονοστοιχείων της δεύτερης. Αυτού του είδους οι μέθοδοι έχουν χρησιμοποιηθεί ευρέως σε εφαρμογές υπολογιστικής όρασης (computer vision) καθώς και στην αντιστοίχιση ιατρικών εικόνων (Sotiras et al., 2013). Αντίστοιχες μέθοδοι έχουν χρησιμοποιηθεί και για την αντιστοίχιση πολυφασματικών εικόνων, επιτυγχάνοντας αποτελέσματα υψηλής ακρίβειας (Karantzalos et al., 2014).

2.7 Πολυφασματικές εικόνες και δείκτες τηλεπισκόπησης

Στην παράγραφο αυτή γίνεται συνοπτική παρουσίαση των τηλεπισκοπικών δεικτών μιας και ορισμένοι από αυτούς υπολογίστηκαν και λήφθηκαν υπόψιν για την βελτίωση των αποτελεσμάτων της εφαρμοσμένης μεθοδολογίας.

Τα διάφορα αντικείμενα της γήινης επιφάνειας, αντιδρούν διαφορετικά στην ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία και εμφανίζονται φωτεινότερα ή σκοτεινότερα στα τηλεπισκοπικά δεδομένα ανάλογα με το μήκος κύματος του ηλεκτρομαγνητικού φάσματος που προσπίπτει σε αυτά. Μια πολυφασματική δορυφορική εικόνα αποτελείται από διαφορετικές καταγραφές μίας περιοχής της γήινης επιφάνειας οι οποίες έχουν ληφθεί την ίδια χρονική στιγμή αλλά αντιστοιχούν σε καταγραφές διαφορετικού μήκους κύματος. Έτσι λοιπόν, μία πολυφασματική δορυφορική εικόνα αποτελείται από τόσες επιμέρους εικόνες όσα και τα εύρη μήκους κύματος που καταγράφονται, για την ίδια ακριβώς περιοχή σε μία χρονική στιγμή. Οι εικόνες αυτές είναι απολύτως υπερθέσιμες μεταξύ τους, δηλαδή το κάθε εικονοστοιχείο απεικονίζει ακριβώς την ίδια περιοχή στα διαφορετικά μήκη κύματος. Κάθε μια από τις πολλές (διδιάστατες) εικόνες από τις οποίες αποτελείται μια πολυφασματική (τριδιάστατη) δορυφορική εικόνα ονομάζεται φασματικό κανάλι ή φασματική μπάντα. Οι δείκτες, είναι εικόνες που προκύπτουν μέσα από μαθηματικές πράξεις που πραγματοποιούνται ανάμεσα στα κανάλια μίας ή διαφορετικών εικόνων. Η δημιουργία τους στηρίζεται στις φασματικές ιδιότητες των υλικών παρατήρησης δεδομένου ότι η προσπίπτουσα ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία παρουσιάζει διαφορετική απορρόφηση για κάθε ένα από τα υλικά της επιφάνειας. Οι δείκτες επομένως, παρέχουν χρήσιμη πληροφορία για τη σύσταση του κάθε υλικού της επιφάνειας της γης. Οι ακόλουθοι δείκτες υπολογίστηκαν στην εργασία αυτή.

Δείκτης Κανονικοποιημένης Διαφοράς Βλάστησης (Normalized Difference Vegetation Index -NDVI)

Βάσει των φασματικών ιδιοτήτων της βλάστησης, έχουν αναπτυχθεί αρκετοί διαφορετικοί δείκτες βλάστησης. Στην παρούσα εργασία, χρησιμοποιήθηκε ο δείκτης NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Αποτελεί το πιο συχνά χρησιμοποιούμενο δείκτη, καθώς έχει ελάχιστες επιδράσεις λόγω τοπογραφίας και ταυτόχρονα παραμένει σχεδόν αναλλοίωτος από διάφορες ανεπιθύμητες συνθήκες που μπορεί να προέλθουν από σκιάσεις. Ο δείκτης αυτός αποτελεί την αναλογία της διαφοράς της ανάκλασης του κόκκινου καναλιού από το εγγύς υπέρυθρο, που διαιρείται με το άθροισμα αυτών. Λαμβάνει τιμές από -1 (καθόλου βλάστηση) μέχρι +1 (πλούσια βλάστηση). Έχει διαπιστωθεί ότι ο δείκτης είναι συνδεδεμένος με διάφορες ιδιότητες των φυτών όπως ο προσδιορισμός της κατάστασης της υγείας τους. Επιπλέον χρησιμοποιείται για την παρουσίαση φαινολογικών αλλαγών, την εκτίμηση της πράσινης βιομάζας και της απόδοσης των καλλιεργειών, καθώς και σε άλλες εφαρμογές. Ο δείκτης NDVI υπολογίζεται από το τύπο:

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

Δείκτης Κανονικοποιημένης Διαφοράς Νερού (Normalized Difference Water Index - NDWI)

Ο δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς νερού, δημιουργήθηκε για την παρακολούθηση αλλαγών του νερού σε μάζες αυτού. Με βάση την υψηλή ανακλαστικότητα του νερού στο πράσινο μήκος κύματος και την χαμηλή ανακλαστικότητα των υδάτινων περιοχών στο εγγύς υπέρυθρο δημιουργήθηκε ο τύπος του:

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

3 ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑΣ

Στόχο της συγκεκριμένης διπλωματικής εργασίας αποτέλεσε η ανάπτυξη μεθοδολογικής προσέγγισης για την αυτόματη ανίχνευση μεταβολών αξιοποιώντας διαχρονικά πολυφασματικά δορυφορικά δεδομένα πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης προκειμένου να εντοπιστούν μεταβολές στη δόμηση. Για το σκοπό αυτό αναλύθηκαν και αξιοποιήθηκαν τα εξής τηλεπισκοπικά δεδομένα:

i) δορυφορικές εικόνες του δέκτη WorldView-2 με ημερομηνία λήψης 11/07/2011,
ii) Υψηλής κλίμακας Ορθοεικόνες (LSO25) που λήφθηκαν την περίοδο 2015-2016 της ΕΚΧΑ Α.Ε., για την περιοχή της Νήσου Σαλαμίνας.

Λαμβάνοντας υπόψη τη σύγχρονη διεθνή βιβλιογραφία όπως αυτή παρουσιάστηκε παραπάνω, αναπτύχθηκε και υλοποιήθηκε κατάλληλη μεθοδολογία με σκοπό την ανίχνευση μεταβολών (χωρικός εντοπισμός των σημείων/περιοχών που υπάρχουν μεταβολές ενδιαφέροντος) και την ταυτόχρονη αναγνώριση του είδους των μεταβολών (από την κατηγορία Χ στην κατηγορία Υ). Στην συνέχεια, παρουσιάζονται εκτενέστερα η περιοχή μελέτης καθώς και τα τηλεπισκοπικά δεδομένα που εξετάστηκαν και στα οποία η περιοχή απεικονίζεται σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Η ημερομηνία των τηλεπισκοπικών δεδομένων επιλέχθηκε κατάλληλα όπως αναλύεται στη συνέχεια.

Επιπλέον, περιγράφεται η διαδικασία της προεπεξεργασίας των τηλεπισκοπικών δεδομένων δηλαδή οι ραδιομετρικές και γεωμετρικές διορθώσεις που υλοποιήθηκαν, η διαδικασία της αντιστοίχισης των εικόνων (registration) καθώς και η δημιουργία των δεδομένων αναφοράς. Τέλος, παρουσιάζεται η εφαρμογή της μεθόδου ταξινόμησης με χρήση του αλγορίθμου τυχαίων δασών και παρουσιάζονται συνοπτικά τα πειράματα που έλαβαν χώρα.

3.1 Περιοχή μελέτης και δεδομένα ελέγχου

Για την εφαρμογή και την αξιολόγηση της μεθοδολογικής προσέγγισης με στόχο την αυτόματη ανίχνευση μεταβολών σε κτίσματα και στη δόμηση, ως περιοχή μελέτης επιλέχθηκε τμήμα της νήσου Σαλαμίνας. Η Σαλαμίνα επιλέχθηκε καθώς συνδυάζει, αστική και περιαστική ανάπτυξη, δόμηση σε περιοχές εντός και εκτός σχεδίου πόλεως, καθορισμένο αιγιαλό και παραλία καθώς και δασικές περιοχές. Επιπλέον, για την επιλογή της, εξετάστηκαν διαθέσιμα στατιστικά στοιχεία του Τεχνικού Επιμελητηρίου Ελλάδος και εντοπίστηκαν υποψήφιες περιοχές οι οποίες πιθανώς παρουσιάζουν σημαντικές μεταβολές στη δόμηση καθώς συγκεντρώνουν:

α. μεγάλο πλήθος δηλώσεων τακτοποίησης αυθαίρετων κατηγορίας 5 (δηλαδή κατασκευών χωρίς άδεια δόμησης ή με μεγάλες υπερβάσεις των όρων δόμησης), λαμβάνοντας υπόψιν τους τελευταίους δύο νόμους: Ν.4495/2017 και Ν.4178/2013 (Πίνακας 3) και
β. υψηλό αριθμό τετραγωνικών μέτρων Κύριων Χώρων προς τακτοποίηση.

Διαπιστώθηκε ότι η Σαλαμίνα παρουσιάζει σημαντικό αριθμό νέας γενιάς αυθαίρετων κατασκευών για τις οποίες έχουν υποβληθεί σχετικές δηλώσεις τακτοποίησης. Ενδεικτικά

αναφέρεται ότι με τον Ν.4178/2013 συνολικά υποβλήθηκαν 1589 δηλώσεις αυθαιρέτων στην Νήσο Σαλαμίνα η οποία αποτέλεσε τον 2ο Δήμο με τις περισσότερες δηλώσεις στην Ελλάδα. Με τον επόμενο νόμο (Ν. 4495/2017), ο Δήμος Σαλαμίνας αποτέλεσε τον 7ο Δήμο με τις περισσότερες υποβληθείσες δηλώσεις (747) στο σύνολο της χώρας (Πίνακας 3).

Πίνακας 3: Στατιστικά δηλώσεων αυθαιρέτων κατασκευών, κατηγορίας 5, για την περιοχή μελέτης (Πηγή: Βάση δεδομένων ΤΕΕ)

Περιφερειακή Ενότητα/Δήμος	Νόμος Αυθαιρέτων	Πλήθος δηλώσεων	ΚΧ (τ.μ.)	ΒΧ (τ.μ.)	Λοιπές Παραβάσεις	Πισίνα (τ.μ)
Π.Ε. Νήσων/Σαλαμίνας	Ν. 4495/2017	747	17637.06	3845.24	627	80.73
	Ν. 4178/2013	1589	27398.08	7029.1	1562	374.41

Για την επιλογή της περιοχής μελέτης, εκτιμήθηκαν παράλληλα και τα διαθέσιμα τηλεπισκοπικά δεδομένα έτσι ώστε:

- Να καλύπτουν τμήματα της Σαλαμίνας με αστική και περιαστική δόμηση καθώς και παραθαλάσσια περιοχή.
- Να έχουν την μικρότερη δυνατή νεφοκάλυψη.
- Να μην εμπεριέχεται ο Ναύσταθμος Σαλαμίνας αφού παρατηρούνται αλλοιώσεις στα τηλεπισκοπικά δεδομένα στο σημείο αυτό.
- Η ημερομηνία λήψης τους να εξυπηρετεί τον σκοπό της μελέτης.

Ειδικότερα, η ανίχνευση μεταβολών έγινε ανάμεσα σε δύο διαφορετικές χρονικές στιγμές. Για τον σκοπό αυτό αξιοποιήθηκαν (Πίνακας 4, Πίνακας 5):



- Δορυφορικές εικόνες και
- Ορθοεικόνες υψηλής χωρικής ανάλυσης.

Ειδικότερα, προς μελέτη, επιλέχθηκαν τα δορυφορικά τηλεπισκοπικά δεδομένα του δέκτη WorldView-2 με ημερομηνία λήψης την 11/07/2011, δηλαδή ακριβώς πριν από την κρίσιμη ημερομηνία της 28/07/2011. Μετά από την ημερομηνία αυτή, βάσει της κείμενης πολεοδομικής νομοθεσίας δεν επιτρέπεται η ανέγερση νέων αυθαιρέτων κατασκευών. Τα παραπάνω δορυφορικά δεδομένα συγκρίθηκαν με τις ορθοεικόνες μεγάλης κλίμακας με μεταγενέστερη ημερομηνία λήψης, δηλαδή την περίοδο 2015-2016, προκειμένου να ανιχνευθεί η δημιουργία νέων κατασκευών ανάμεσα στις δύο στιγμές.

Πίνακας 4: Τηλεπισκοπικά δεδομένα προς επεξεργασία

Τηλεπισκοπικά Δεδομένα	Ημερομηνία/ Περίοδος λήψης	Χωρική Ανάλυση (μ.)	Αριθμός Καναλιών	Διαστάσεις	Αριθμός εικόνων
OPΘOEIKONA	2015-2016	0.25	4	8000x6000	25
WORDLVIEW-2	11/07/2011	0.40	8	1632x6424	2

Πίνακας 5: Περιοχή μελέτης και διαχρονικά τηλεπισκοπικά δεδομένα

Περιοχή	Ημερομηνία	Δέκτης	Τοποθεσία
Σαλαμίνα	11/07/2011	WorldView-2	
	Περίοδος 2015-2016	Μεγάλης Κλίμακας Ορθοεικόνα (LSO25)	

Ο δορυφορικός δέκτης WorldView-2 παρέχει πολυφασματικές εικόνες οκτώ καναλιών (Πίνακας 6) χωρικής διακριτικής ικανότητας 1.85μ. καθώς και παγχρωματικές εικόνες υψηλής χωρικής ανάλυσης με χωρική διακριτική ικανότητα στα 0.46μ.

Οι ορθοεικόνες μεγάλης κλίμακας (Large Scale Orthophotos - LSO) αποτελούν πολυφασματικές ορθοεικόνες, χωρικής ανάλυσης 25cm οι οποίες δημιουργήθηκαν ώστε να αποτελέσουν το υπόβαθρο για την σύνταξη του Εθνικού Κτηματολογίου της χώρας. Διαθέτουν τέσσερα κανάλια (μπλε, πράσινο, κόκκινο και υπέρυθρο). Η γεωμετρική ακρίβεια των ορθοεικόνων είναι: $RMSE_x \leq 0.25m$, $RMSE_y \leq 0.25m$, $RMSE_{xy} \leq 0.35m$. Η απόλυτη ακρίβεια είναι $\leq 0.60m$ για επίπεδο εμπιστοσύνης 95%.

Πίνακας 6: Τεχνικά χαρακτηριστικά του δορυφορικού δέκτη WorldView-2

Orbit	Altitude: 770km Type: SunSync, 10:30 am descending node Period: 100 minutes
Life	Estimated service life: 10- 12 years, including all consumables and degradables
Spacecraft size, mass and power	Size: 5.7 m H x 2.5 m W, 7.1 m across deployed solar arrays Mass: 2615 kg Power: 3.2 kW solar array, 100 Ahr battery
Sensor bands	Panchromatic: 450- 800 nm 8 Multispectral Coastal: 400 - 450nm Blue: 450 - 510nm Green: 510 - 580nm Yellow: 585 - 625nm Red: 630- 690 nm Red Edge: 705- 745 nm Near-IR1: 770 - 895 nm Near IR2: 860 - 1040 nm
Sensor resolution	Panchromatic 0.46 m ground sample distance at nadir 0.52 m ground sample distance at 20° off-nadir Multispectral 1.85 m ground sample distance at nadir 2.07 m ground sample distance at 20° off-nadir:
Dynamic range	11-bits per pixel
Swath width	At nadir: 16.4 km
Attitude determination and control	Type: 3-axis stabilized Actuators: Control moment gyros (CMGs) Sensors: Star trackers, solid state IRU, GPS
Pointing accuracy and knowledge	Accuracy: <500 m at image start / stop Knowledge: Supports geolocation accuracy below
Retargeting agility	Time to slew 200 km: 10 sec
Onboard storage	2199 Gb solid state with EDAC
Communications	Image and ancillary data: 800 Mbps X-band Housekeeping: 4, 16 or 32 kbps real time, 524 kbps stored, X-band Command: 2 or 64 kbps S-band
Max contiguous area collected in a single pass	Mono: 138 km x 112 km (8 strips) Stereo: 63 km x 112km (4 pairs)
Revisit frequency	1 m GSD or less at 1.1 days 3.7 days at 20° off-nadir or less (0.52m GSD)
Geolocation accuracy	Demonstrated <3.5 m CE90 without ground control
Capacity	1 million km ² per day

3.2 Προεπεξεργασία Τηλεπισκοπικών δεδομένων

Στο παρόν κεφάλαιο, παρουσιάζεται η προεπεξεργασία των τηλεπισκοπικών δεδομένων, δηλαδή των δορυφορικών εικόνων και των ορθοεικόνων, τα οποία χρησιμοποιήθηκαν στο επόμενο στάδιο της ανίχνευσης μεταβολών. Επιπλέον περιγράφεται η διαδικασία παραγωγής του φασματικού κύβου (stacked image) από τα τηλεπισκοπικά δεδομένα καθώς η δημιουργία των δεδομένων αναφοράς.

3.2.1 Προεπεξεργασία δορυφορικών εικόνων

Η προεπεξεργασία των δύο δορυφορικών εικόνων του δέκτη WorldView-2 ξεκίνησε με την διαδικασία της συγχώνευσης (pansharpening). Ακολούθησε η ατμοσφαιρική τους διόρθωση, η αναγωγή τους σε κοινό σύστημα αναφοράς με τις ορθοεικόνες δηλαδή στο Ελληνικό Γεωδαιτικό Σύστημα Αναφοράς ΕΓΣΑ '87 καθώς και στο ίδιο μέγεθος εικονοστοιχείου, αυτό των ορθοεικόνων (0,25m). Επιπλέον έγινε ορισμός των διαστάσεών τους και μετατροπή του τύπου τιμών τους. Τέλος, πραγματοποιήθηκε η αντιστοίχιση των δορυφορικών εικόνων με τις ορθοεικόνες.

i. Συγχώνευση δορυφορικών εικόνων (Pansharpening)

Αρχικά πραγματοποιήθηκε η συγχώνευση (Pansharpening) των τηλεπισκοπικών εικόνων. Η συγχώνευση αφορά στη διαδικασία δημιουργίας μιας νέας εικόνας η οποία προέρχεται από το συνδυασμό της παγχρωματικής εικόνας υψηλής χωρικής ανάλυσης με την πολυφασματική εικόνα χαμηλότερης χωρικής ανάλυσης αλλά υψηλότερης φασματικής ανάλυσης. Η παράγωγη εικόνα συνδυάζει την ανώτερη φασματική ανάλυση της πολυφασματικής εικόνας με την ανώτερη χωρική ανάλυση της παγχρωματικής. Η διαδικασία της συγχώνευσης των δύο πολυφασματικών εικόνων με τις αντίστοιχες δύο παγχρωματικές του δέκτη WorldView-2, υλοποιήθηκε με χρήση της αμφίδρομης συνάρτησης κατανομής ανάκλασης (Bidirectional Reflectance Distribution Function) σε γλώσσα Python.

ii. Ατμοσφαιρική διόρθωση δορυφορικών εικόνων

Η ατμοσφαιρική διόρθωση αποτελεί σημαντικό μέρος της προεπεξεργασίας των τηλεπισκοπικών απεικονίσεων, ειδικότερα σε περιπτώσεις που αυτές έχουν ληφθεί σε διαφορετικές χρονικές στιγμές. Στόχος της εφαρμογής των ατμοσφαιρικών διορθώσεων είναι ο προσδιορισμός των πραγματικών τιμών της ανακλαστικότητας της γήινης επιφάνειας, απαλείφοντας τις ατμοσφαιρικές επιπτώσεις από τις τηλεπισκοπικές απεικονίσεις. Η βασική ιδέα στην οποία στηρίζονται οι αλγόριθμοι απόλυτων ατμοσφαιρικών διορθώσεων είναι ο καθορισμός των οπτικών ιδιοτήτων της ατμόσφαιρας, κατά τη στιγμή της λήψης και στη συνέχεια η αξιοποίηση τους για τη διόρθωση της απεικόνισης. Η ατμοσφαιρική διόρθωση των δύο συγχωνευμένων, πολυφασματικών δορυφορικών απεικονίσεων υλοποιήθηκε στο λογισμικό ENVI, με χρήση του εργαλείου Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hypercubes (FLAASH™) (Εικόνα 3, Εικόνα 4).

iii. Αναγωγή τηλεπισκοπικών δεδομένων σε κοινό σύστημα αναφοράς/μέγεθος εικονοστοιχείου

Πριν από την αντιστοίχιση των τηλεπισκοπικών εικόνων, πραγματοποιήθηκε στο Γεωγραφικό Σύστημα Πληροφοριών ανοιχτού κώδικα QGIS η αναγωγή τους σε κοινό σύστημα αναφοράς (ΕΓΣΑ '87), ίδιο μέγεθος εικονοστοιχείου (0.25m), κοινή απεικονιζόμενη περιοχή και ίδιες διαστάσεις. Ως κοινό σύστημα αναφοράς επιλέχθηκε αυτό των ορθοεικόνων, δηλαδή το Ελληνικό Γεωδαιτικό Σύστημα Αναφοράς ΕΓΣΑ '87. Η επαναπροβολή (reprojection) των δορυφορικών εικόνων από το Παγκόσμιο Γεωδαιτικό Σύστημα Αναφοράς WGS '84 σε ΕΓΣΑ '87, πραγματοποιήθηκε με την εντολή `gdalwarp`.

Ακολούθησε η επαναδειγματοληψία (resampling) των δορυφορικών εικόνων WorldView-2 ώστε να αποκτήσουν ίδιο μέγεθος εικονοστοιχείου με τις ορθοεικόνες, δηλαδή 25cm. Ειδικότερα, πραγματοποιήθηκε παρεμβολή στο πρόγραμμα QGIS (resample to finer grid using interpolation), δηλαδή μετατροπή 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.

Σε περιβάλλον matlab έγινε μετατροπή των τιμών των δορυφορικών εικόνων από ακέραιες (integer) σε κινητής υποδιαστολής (float), προκειμένου να ακολουθήσει η διαδικασία της αντιστοίχισης. Επιπλέον ορίστηκαν οι διαστάσεις των δύο δορυφορικών εικόνων (Πίνακας 7). Τέλος, απομονώθηκε το κόκκινο κανάλι της κάθε εικόνας αφού αυτό χρησιμοποιείται ως στοιχείο εισόδου στο επόμενο στάδιο της αντιστοίχισης.

iv. Αντιστοίχιση Διαχρονικών Εικόνων (Registration)

Ακολούθησε η αντιστοίχιση των δορυφορικών εικόνων με τις ορθοεικόνες. Για το σκοπό αυτό εφαρμόστηκε η εύκαμπτη μέθοδος αντιστοίχισης η οποία αξιοποιεί μοντέλα MRF (Markov Random Field) και στηρίζεται σε τοπικούς μετασχηματισμούς με δυνατότητα τοπικών παραμορφώσεων. Στην περίπτωση αυτή υπολογίζεται η πιθανότητα του κάθε εικονοστοιχείου της πρώτης εικόνας να ανήκει σε μια γειτονιά εικονοστοιχείων της δεύτερης εντοπίζοντας την κατάλληλη μετατόπιση η οποία αποκαθιστά τη γεωμετρία. Η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μπορεί να γίνει ποσοτικά (με τη βοήθεια χαρακτηριστικών σημείων του εδάφους-Ground Control Points/GCPs) και ποιοτικά.

Ειδικότερα, η αντιστοίχιση πραγματοποιήθηκε με τη βοήθεια του μοντέλου MRF του προγράμματος DROP2D και τον ορισμό σχετικών παραμέτρων σε περιβάλλον matlab. Ως στοιχεία εισόδου χρησιμοποιήθηκαν η ορθοεικόνα (Target Image) καθώς και η δορυφορική εικόνα που αντιστοιχεί στο κόκκινο κανάλι (Source Image). Στόχος είναι η εύρεση του κατάλληλου γεωμετρικού μετασχηματισμού, που θα οδηγήσει στην ευθυγράμμιση των GCPs όπως αυτά απεικονίζονται στην προς αντιστοίχιση εικόνα.

Αφού ολοκληρώθηκε η αντιστοίχιση της εικόνας του κόκκινου καναλιού με την ορθοεικόνα, πραγματοποιήθηκε η αντιστοίχιση των εικόνων όλων των υπόλοιπων καναλιών με εκείνη του κόκκινου καναλιού.

v. Υπολογισμός δεικτών

Προκειμένου να βελτιωθεί το αποτέλεσμα της ταξινόμησης και κατ' επέκταση της ανίχνευσης μεταβολών, εκτός από τα φασματικά κανάλια των τηλεπισκοπικών δεδομένων, υπολογίστηκαν και αξιοποιήθηκαν και ορισμένοι δείκτες καναλιών. Πιο συγκεκριμένα, υπολογίστηκαν σε περιβάλλον GIS, ως αριθμητικές πράξεις μεταξύ των δορυφορικών καναλιών οι ακόλουθοι δείκτες:

Ο Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης - NDVI, ο οποίος για τον δορυφόρο WorldView-2 διαμορφώνεται σύμφωνα με την ακόλουθη εξίσωση:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} = \frac{B7, B8 - B5}{B7, B8 + B5}$$


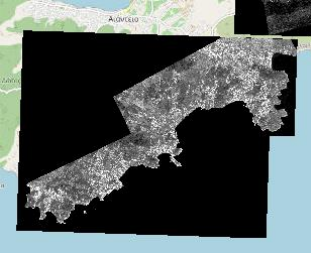
Ο Δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς νερού – NDWI ο υπολογισμός του οποίου γίνεται από την εξίσωση:

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR} = \frac{B3 - B7, B8}{B3 + B7, B8}$$

vi. Κανονικοποίηση των Φασματικών Τιμών

Οι τιμές των φασματικών καναλιών των δορυφορικών εικόνων καθώς και των παραπάνω περιγραφόμενων φασματικών δεικτών κανονικοποιήθηκαν στο διάστημα 0-1 σε περιβάλλον GIS. Τελικά, από κάθε μία δορυφορική εικόνα προέκυψαν δέκα διδιάστατες εικόνες οι οποίες αντιστοιχούν στα 8 κανάλια του δορυφορικού δέκτη καθώς και στους 2 υπολογιζόμενους φασματικούς δείκτες (Πίνακας 7).

Πίνακας 7: Χαρακτηριστικά (α) δορυφορικών εικόνων μετά την προ-επεξεργασία τους και (β) αντίστοιχων datasets

Δέκτης	Μέγεθος εικονοστοιχείου	Απόσπασμα Οθόνης	Στήλες, Γραμμές μονοκάναλης εικόνας	Αριθμός καναλιών dataset	Μέγεθος dataset
WorldView-2	0.25 m	<p>1^ο dataset</p> 	21141, 16687	14	18.40 GB
		<p>2^ο dataset</p> 	23661, 21298		26.28 GB



Εικόνα 3: Δορυφορική Εικόνα πριν από την προεπεξεργασία της



Εικόνα 4: Δορυφορική Εικόνα μετά από την προεπεξεργασία της

3.2.2 Προεπεξεργασία ορθοεικόνων

Προκειμένου να αξιοποιηθούν οι 25 ορθοεικόνες υψηλής χωρικής ανάλυσης, δημιουργήθηκε από αυτές μία ενιαία εικόνα (Mosaic) στην οποία εφαρμόστηκε μάσκα στα όρια της περιοχής μελέτης (clip by mask), στην περιοχή δηλαδή όπου υπάρχει διαθέσιμη φασματική πληροφορία στις δορυφορικές εικόνες. Στην συνέχεια η ενιαία εικόνα-μωσαϊκό κόπηκε στα όρια των δορυφορικών εικόνων προκειμένου να αποκτήσει ίδιες διαστάσεις με αυτές. Έγινε μετατροπή των τιμών των ορθοεικόνων από ακέραιες (integer) σε κινητής υποδιαστολής (float) και κανονικοποίηση των τιμών των εικόνων στο διάστημα 0-1. Οι παραπάνω ενέργειες υλοποιήθηκαν σε Σύστημα Γεωγραφικών Πληροφοριών.

3.2.3 Παραγωγή Φασματικού Κύβου (Stacked Image)

Ο φασματικός κύβος αποτελεί ένα νέο dataset το οποίο δημιουργήθηκε μετά από την συνένωση των φασματικών καναλιών των δορυφορικών εικόνων και των ορθοεικόνων καθώς και των φασματικών δεικτών που υπολογίστηκαν. Η δημιουργία ενός τέτοιου χωρο-χρονικού κύβου δεδομένων ήταν απαραίτητη προκειμένου να ενσωματωθεί σε μία αναπαράσταση, όλη η διαχρονική πληροφορία με τις τηλεπισκοπικές παρατηρήσεις σε διαφορετικές περιοχές στο φάσμα, με βάση τις οποίες θα εκπαιδευτεί ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης για τον εντοπισμό των διαχρονικών μεταβολών.

Η δημιουργία λοιπόν του υπερκύβου αυτού οδηγεί σε μία αναπαράσταση των αρχικών δεδομένων (νέα εικόνα), με 14 φασματικά κανάλια εκ των οποίων τα πρώτα 8 προέρχονται από την δορυφορική εικόνα, τα επόμενα 4 από την ορθοεικόνα και τα τελευταία 2 είναι οι φασματικοί δείκτες. Ο φασματικός κύβος αποτελεί τη μία από τις δύο εικόνες εισόδου στον αλγόριθμο ταξινόμησης. Δημιουργήθηκαν 2 κύβοι - datasets. Το προβολικό τους σύστημα είναι το ΕΓΣΑ '87 και η χωρική ανάλυση ισούται με 0.25m (Πίνακας 7). Σημειώνεται ότι στο 1^ο dataset απεικονίζεται περιοχή με έντονη αστική δόμηση ενώ στο 2^ο συναντάται κυρίως περιαστική και αγροτική δόμηση.

3.2.4 Δημιουργία Δεδομένων Αναφοράς

Η παραγωγή των δεδομένων αναφοράς αποτελεί σημαντικό βήμα της ανίχνευσης μεταβολών αφού σε αυτά πρωτίστως βασίζεται η εκπαίδευση και ο έλεγχος του αλγορίθμου. Η ψηφιοποίηση των δεδομένων αναφοράς, δηλαδή των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου, πραγματοποιήθηκε με φωτοερμηνεία των τηλεπισκοπικών εικόνων μετά από την αντιστοίχισή τους. Οι ορθοεικόνες αναφοράς μελετήθηκαν φωτοερμηνευτικά και συγκρίθηκαν με τις δορυφορικές εικόνες προκειμένου να επιλεχθούν εκείνες οι κατηγορίες κάλυψης γης και μεταβολές αυτών, οι οποίες θα αποτελέσουν τις κατηγορίες/κλάσεις της ταξινόμησης.

Η επιλογή των κατηγοριών έγινε με στόχο τη δημιουργία ενός μοντέλου ταξινόμησης που θα μπορεί να αναγνωρίζει κλάσεις/θεματικές κατηγορίες/περιοχές που έχουν παραμείνει αμετάβλητες αλλά και περιοχές που έχουν υποστεί κάποια μεταβολή μεταξύ των δύο ημερομηνιών μελέτης. Οι κατηγορίες ταξινόμησης λοιπόν αφορούν σε (α) μεταβολές και (β) μη-μεταβολές, (α) Change, (β) No Change. Μεταξύ άλλων, μελετήθηκαν και ψηφιοποιήθηκαν δείγματα ανά κατηγορία και πληροφορία που προέκυψε από την επίμονη και χρονοβόρα φωτοερμηνευτική διαδικασία μελέτης των δεδομένων, σχετικά με το είδος της μεταβολής (transition From this-To that class, From-To change) εστιασμένες σε κτίσματα και ανθρωπογενείς κατασκευές οι οποίες παρουσιάζουν παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά με τα κτίσματα. Για την αποτελεσματικότερη όμως εκπαίδευση του αλγορίθμου εντοπίστηκαν και κατηγορίες με μεταβολές και όχι που σχετίζονται με άλλες κατηγορίες όπως η βλάστηση και το έδαφος (Πίνακας 8). Μετά τον εντοπισμό όλων των κατηγοριών μεταβολών και κάλυψης γης, έγινε ψηφιοποίηση σχετικών δειγμάτων τους σε περιβάλλον GIS.

i. Κατηγορίες Ταξινόμησης

Η ταξινόμηση που επιχειρείται στην εργασία αυτή εστιάζει στην ανίχνευση μεταβολών σε κτίσματα. Ειδικότερα, αντικείμενο ενδιαφέροντος αποτελούν κτίσματα που εμφανίζονται στις ορθοεικόνες της περιόδου 2015-2016 ενώ δεν υπήρχαν στις δορυφορικές εικόνες του έτους 2011 και στη θέση τους εμφανίζονταν κάποια άλλη κάλυψη πχ έδαφος, βλάστηση. Επομένως οι κατηγορίες ταξινόμησης επιλέχθηκαν με τέτοιο τρόπο ώστε να εξυπηρετούν τον σκοπό της μελέτης π.χ μεταβολή από κάποιο είδος βλάστησης ή εδάφους σε κτίσμα.

Για την αύξηση της αποτελεσματικότητας του αλγορίθμου, εντοπίστηκαν και ορισμένες σταθερές κατηγορίες ανάμεσα στα διαχρονικά δεδομένα καθώς και κατηγορίες μεταβολών οι οποίες όμως δεν αποτελούν μεταβολές ενδιαφέροντος πχ από ένα είδος βλάστησης σε άλλο ή από βλάστηση σε ανθρωπογενή κατασκευή άλλη από κτίσμα.

Για να εντοπιστούν οι διάφορες κατηγορίες κάλυψης γης και οι μεταβολές αυτών, έγινε φωτοερμηνεία των τηλεπισκοπικών δεδομένων και επικουρικά χρησιμοποιήθηκαν τα υπόβαθρα του Google Earth, Corine Land Cover και του Open Street Map. Ωστόσο, πολύ λίγες από τις κατηγορίες που εμπεριέχονται στα προαναφερθέντα βοηθητικά δεδομένα φάνηκαν χρήσιμες και αξιοποιήθηκαν. Όσον αφορά στα κτίσματα και στις ανθρωπογενείς κατασκευές, εντοπίστηκαν αρκετές μεταβολές, ανάμεσα στα διαχρονικά δεδομένα. Ειδικότερα διαπιστώθηκε η ύπαρξη αρκετών περιπτώσεων όπου κατά την ημερομηνία 07/2011 δεν εμφανίζονταν κτίσματα ενώ στις ορθοεικόνες της περιόδου 2015-2016 παρατηρείται δόμηση. Σχετικά με τις κατηγορίες καλλιέργειών οι οποίες απαντώνται στην περιοχή μελέτης και ψηφιοποιήθηκαν είναι κυρίως σταθερές καλλιέργειες και συγκεκριμένα ελαιώνες, αμπέλια και θαμνώδεις εκτάσεις.

Τελικά, προέκυψαν 46 σταθερές ή μεταβλητές κατηγορίες κάλυψης γης για την περιοχή μελέτης (Πίνακας 8). Σημειώνεται ότι δεν συναντώνται όλες οι κατηγορίες σε καθένα από τα δύο datasets.

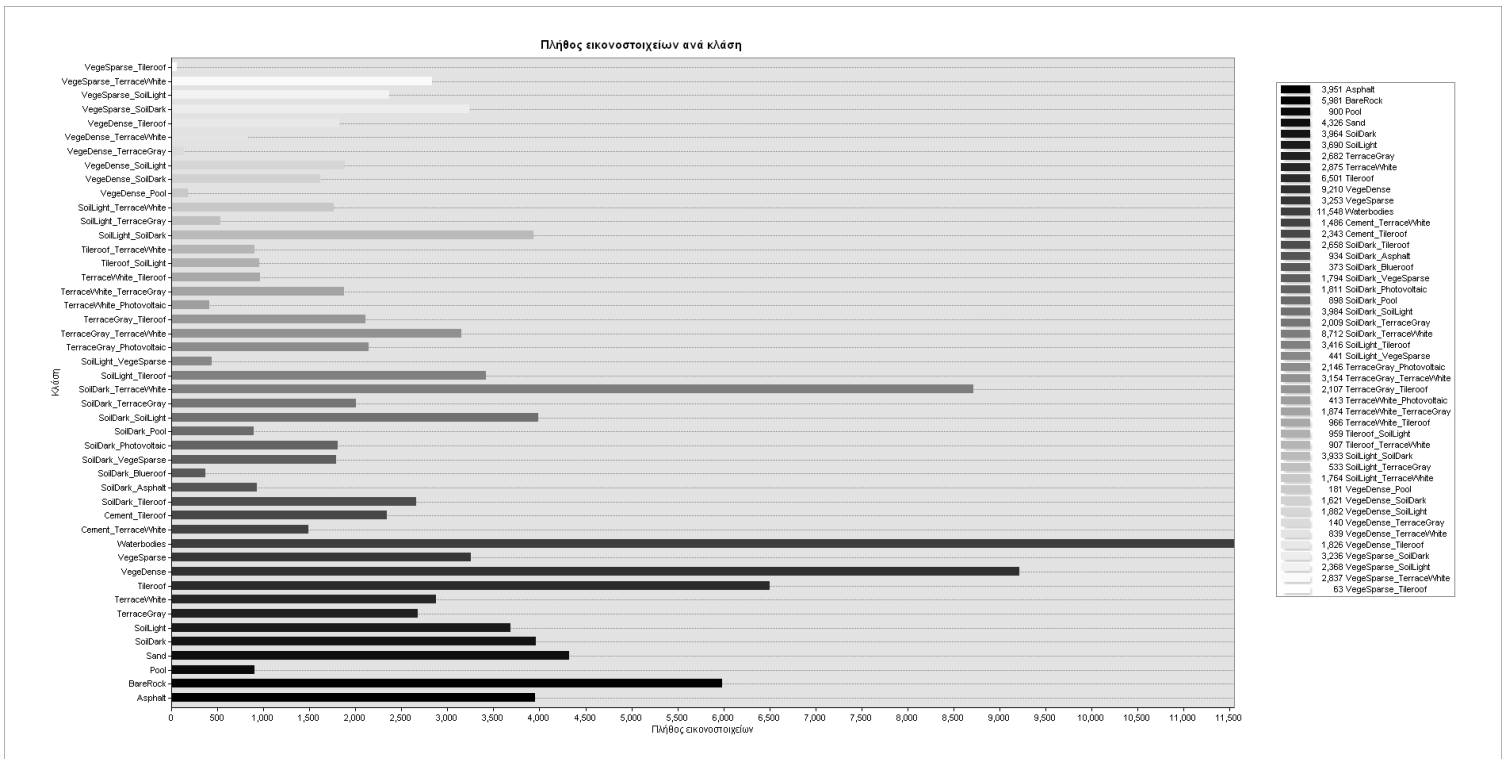
Πίνακας 8: Κατηγορίες ταξινόμησης. Με μπλε γέμισμα οι κατηγορίες που συμμετείχαν στο 1^ο πείραμα, με κόκκινο γέμισμα οι κατηγορίες που προστέθηκαν στο 2^ο πείραμα και με πράσινο γέμισμα οι κατηγορίες που προστέθηκαν στο 3^ο πείραμα

Κατηγορία μεταβολής	Είδος κατηγορίας	Περιγραφή	Κλάσεις 1 ^{ου} dataset	Κλάσεις 2 ^{ου} dataset	
Cement_TerraceWhite	ΜΕΤΑΒΟΛΗ ΕΝΔΙΑΦΕΡΟΝΤΟΣ	Τσιμέντο_Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο			
Cement_Tilerroof		Τσιμέντο_Κτίσμα κεραμοσκεπές			
SoilDark_Tilerroof		Έδαφος σκουρόχρωμο_Κτίσμα κεραμοσκεπές			
SoilDark_Bluerroof		Έδαφος σκουρόχρωμο_Κτίσμα πλακοσκεπές μπλε			
SoilDark_Pool		Έδαφος σκουρόχρωμο_Πισίνα			
SoilDark_TerraceGray		Έδαφος σκουρόχρωμο_Κτίσμα πλακοσκεπές γκρι			
SoilDark_TerraceWhite		Έδαφος σκουρόχρωμο_Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο			
SoilLight_Tilerroof		Έδαφος ανοιχτόχρωμο_Κτίσμα κεραμοσκεπές			
SoilLight_TerraceGray		Έδαφος ανοιχτόχρωμο_Κτίσμα πλακοσκεπές γκρι			
SoilLight_TerraceWhite		Έδαφος ανοιχτόχρωμο_Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο			
VegeDense_Pool		Βλάστηση Πυκνή_Πισίνα			
VegeDense_TerraceGray		Βλάστηση Πυκνή_Κτίσμα πλακοσκεπές γκρι			
VegeDense_TerraceWhite		Βλάστηση Πυκνή_Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο			
VegeDense_Tilerroof		Βλάστηση Πυκνή_Κτίσμα κεραμοσκεπές			
VegeSparse_TerraceWhite		Βλάστηση αραιή_Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο			
VegeSparse_Tilerroof		Βλάστηση αραιή_Κτίσμα κεραμοσκεπές			
Asphalt		ΣΤΑΘΕΡΗ	Άσφαλτος		
BareRock			Βράχος		
Pool	Πισίνα				
Sand	Άμμος				
SoilDark	Έδαφος σκουρόχρωμο				
SoilLight	Έδαφος ανοιχτόχρωμο				
TerraceGray	Κτίσμα πλακοσκεπές γκρι				
TerraceWhite	Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο				
Tilerroof	Κτίσμα κεραμοσκεπές				
VegeDense	Βλάστηση Πυκνή				
VegeSparse	Βλάστηση αραιή				
Waterbodies	Επιφάνειες ύδατος				
SoilDark_Asphalt	ΜΕΤΑΒΟΛΗ ΜΗ ΕΝΔΙΑΦΕΡΟΝΤΟΣ		Έδαφος σκουρόχρωμο_Άσφαλτος		
SoilDark_VegeSparse			Έδαφος σκουρόχρωμο_Βλάστηση Αραιή		
SoilDark_Photovoltaic			Έδαφος σκουρόχρωμο_Φωτοβολταϊκό		
SoilDark_SoilLight			Έδαφος σκουρόχρωμο_Έδαφος ανοιχτόχρωμο		
SoilLight_VegeSparse			Έδαφος ανοιχτόχρωμο_Βλάστηση αραιή		
TerraceGray_Photovoltaic			Κτίσμα πλακοσκεπές γκρι_Φωτοβολταϊκό		
TerraceGray_TerraceWhite		Κτίσμα πλακοσκεπές γκρι_Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο			
TerraceGray_Tilerroof		Κτίσμα πλακοσκεπές γκρι_Κτίσμα κεραμοσκεπές			
TerraceWhite_Photovoltaic		Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο_Φωτοβολταϊκό			
TerraceWhite_TerraceGray		Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο_Κτίσμα πλακοσκεπές γκρι			
TerraceWhite_Tilerroof		Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο_Κτίσμα κεραμοσκεπές			
Tilerroof_SoilLight		Κτίσμα κεραμοσκεπές_Έδαφος ανοιχτόχρωμο			
Tilerroof_TerraceWhite		Κτίσμα κεραμοσκεπές_Κτίσμα πλακοσκεπές άσπρο			
SoilLight_SoilDark		Έδαφος ανοιχτόχρωμο_Έδαφος σκουρόχρωμο			
VegeDense_SoilDark		Βλάστηση Πυκνή_Έδαφος σκουρόχρωμο			
VegeDense_SoilLight		Βλάστηση Πυκνή_Έδαφος ανοιχτόχρωμο			
VegeSparse_SoilDark		Βλάστηση αραιή_Έδαφος σκουρόχρωμο			
VegeSparse_SoilLight		Βλάστηση αραιή_Έδαφος ανοιχτόχρωμο			

ii. Δημιουργία Δεδομένων Εκπαίδευσης και Ελέγχου

Η δημιουργία δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου (ground truth) αφορά στην ψηφιοποίηση περιοχών της εικόνας που σχετίζονται με πραγματικά χαρακτηριστικά και στοιχεία του εδάφους και εν προκειμένω με τις ανωτέρω περιγραφόμενες κατηγορίες μεταβολών ή μη.

Για τον σκοπό αυτό, ψηφιοποιήθηκε επαρκής αριθμός δειγμάτων ανά κατηγορία προκειμένου να εξασφαλισθεί μεγάλος αριθμός εικονοστοιχείων ανά κλάση (Εικόνα 5). Συγκεκριμένα δημιουργήθηκαν πολύγωνα μικρών διαστάσεων, ώστε να αποφευχθεί όσο το δυνατό περισσότερο η ανάμειξη δευτερευόντων κατηγοριών που δεν ανήκουν στην εκάστοτε κατηγορία μελέτης. Από τα πολύγωνα που ψηφιοποιήθηκαν ένα ποσοστό αξιοποιήθηκε 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 βασίστηκε στην παράλληλη φωτοερμηνεία όλων των τηλεπισκοπικών δεδομένων αφού ταξινομούνται σταθερές κατηγορίας αλλά κυρίως μεταβολές ανάμεσα στις δύο εικόνες (Εικόνα 6).



Εικόνα 5: Πλήθος εικονοστοιχείων ανά κλάση

Από την παραπάνω διαδικασία ψηφιοποίησης προέκυψε ένα διανυσματικό επίπεδο (vector layer) στο οποίο καταχωρήθηκε για κάθε ψηφιοποιούμενο πολύγωνα, ο κωδικός αριθμός της κλάσης στην οποία ανήκει καθώς και περιγραφή αυτής. Το διανυσματικό επίπεδο των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου μετατράπηκε σε ψηφιδωτό (raster layer) και αποδόθηκαν σε αυτό οι διαστάσεις και η χωρική ανάλυση του εκάστοτε dataset. Η εικόνα αυτή αποτέλεσε το δεύτερο στοιχείο εισόδου στον αλγόριθμο ταξινόμησης. Σημειώνεται ότι στις περιοχές όπου δεν ψηφιοποιήθηκαν δεδομένα αναφοράς, αποδόθηκε η τιμή 0 μέσω κατάλληλης μαθηματικής πράξης. Οι παραπάνω εργασίες ολοκληρώθηκαν σε περιβάλλον GIS.



Εικόνα 6: Παράδειγμα δεδομένων εκπαίδευσης κατηγορίας μεταβολής από σκουρόχρωμο έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές και πλακοσκεπές

3.3 Μεθοδολογική Προσέγγιση

Μετά την ολοκλήρωση της προεπεξεργασίας και την παραγωγή των stacked images και των εικόνων των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου, ακολούθησε ο σχεδιασμός των πειραμάτων, ο σχηματισμός των απαιτούμενων για την ταξινόμηση συνόλων δεδομένων και η διαδικασία της ταξινόμησης. Ως αλγόριθμος ταξινόμησης επιλέχθηκε αυτός των τυχαίων δασών – Random Forest. Η δημιουργία του μοντέλου ανίχνευσης μεταβολών έγινε σε γλώσσα Python. Υλοποιήθηκαν αρκετά πειράματα με διαφοροποιήσεις ως προς τον λόγο των δεδομένων εκπαίδευσης/ελέγχου και με σταδιακή αύξηση των δεδομένων αναφοράς προκειμένου να επιλεγεί εκείνο το μοντέλο το οποίο οδηγεί στα μεγαλύτερα ποσοστά ακριβείας και αξιοπιστίας.

3.3.1 Εξαγωγή πίνακα χαρακτηριστικών και διανύσματος χαρακτηριστικών

τιμών

Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης ταξινόμησης απαιτούν δύο υποσύνολα δεδομένων για την εκπαίδευσή τους. Στόχος αποτελεί η εξαγωγή και αποθήκευση των φασματικών τιμών της stacked εικόνας μόνο στις θέσεις που βρίσκονται τα δεδομένα αναφοράς. Με βάση τα παραπάνω, δημιουργήθηκαν τα εξής σύνολα δεδομένων:

Το πρώτο σύνολο δεδομένων αποτελεί μία στήλη-διάνυσμα με τις θέσεις των χαρακτηριστικών τιμών (labels vector), φέρει δηλαδή τους κωδικούς των κλάσεων των δεδομένων αναφοράς (Πίνακας 8). Από την εικόνα των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου λοιπόν, αντλείται η θέση των παραπάνω εικονοστοιχείων. Η διαχρονική πληροφορία όμως, για τις φασματικές τιμές των καναλιών και δεικτών του κάθε εικονοστοιχείου βρίσκεται στην stacked εικόνα. Για το λόγο αυτό δημιουργείται και το δεύτερο σύνολο δεδομένων αυτό του πίνακα χαρακτηριστικών (feature table). Για τα εικονοστοιχεία που υπάρχουν δεδομένα αναφοράς (και η θέση τους είναι πλέον γνωστή από το labels vector), αποθηκεύονται οι χαρακτηριστικές τιμές της stacked εικόνας. Σε κάθε εικονοστοιχείο αντιστοιχούν τόσα features όσα τα κανάλια της stacked εικόνας. Για την εξαγωγή των συνόλων αυτών αξιοποιούνται:

- α) η παραπάνω περιγραφόμενη stacked εικόνα καθώς και
- β) η εικόνα των δεδομένων αναφοράς.

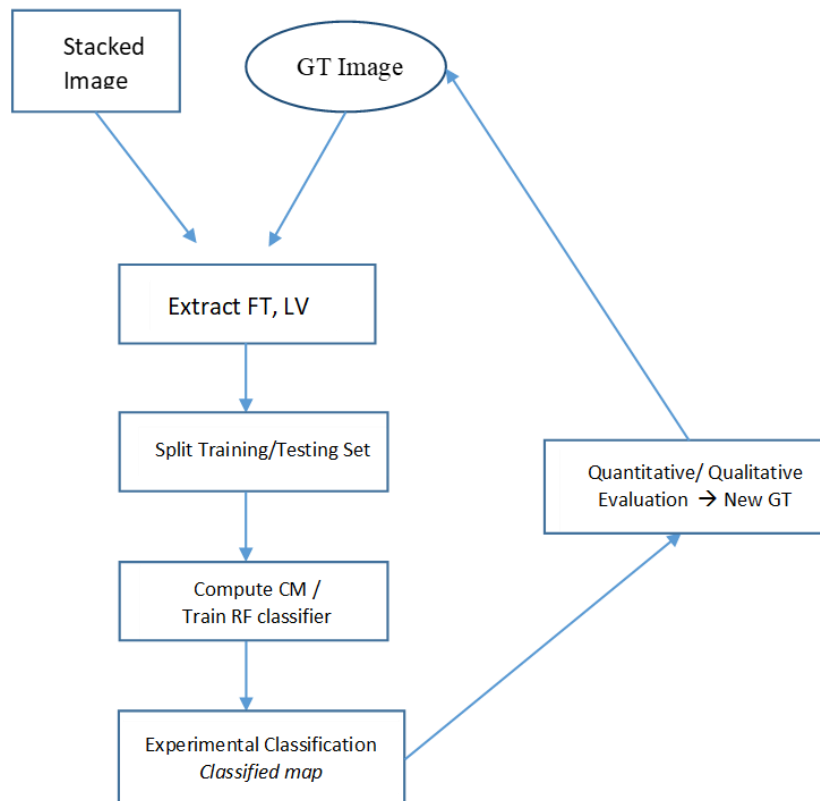
3.3.2 Σχεδιασμός Πειραμάτων

Στο πλαίσιο της παρούσας εργασίας πραγματοποιήθηκαν τέσσερα πειράματα. Αρχικά έγινε ο σχεδιασμός τους (Πίνακας 9) και στη συνέχεια η υλοποίησή τους (Εικόνα 7). Σε όλα τα πειράματα, πραγματοποιήθηκε εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest. Αρχικά, έγιναν δοκιμές για διάφορες τιμές των παραμέτρων του μοντέλου (αναλογία δεδομένων εκπαίδευσης-ελέγχου). Τα πρώτα δύο πειράματα διενεργήθηκαν με λόγο δεδομένων εκπαίδευσης/ελέγχου 60%-40% ενώ τα δύο τελευταία με λόγο 70%-30%. Ο συνολικός χρόνος εκπαίδευσης του κάθε πειράματος ανήλθε στα 5 - 15 λεπτά αναλόγως του μεγέθους των δεδομένων εκπαίδευσης, ενώ ο συνολικός χρόνος για την πρόβλεψη του κάθε χάρτη πρόβλεψης κυμάνθηκε από 3 έως 4 ώρες.

Στο 1^ο πείραμα η εκπαίδευση έγινε με τα δεδομένα αναφοράς που συλλέχθηκαν αρχικά (Εικόνα 5). Κατόπιν της ποσοτικής και ποιοτικής αξιολόγησης των αποτελεσμάτων, τα δεδομένα αναφοράς διορθώθηκαν ή εμπλουτίστηκαν και πραγματοποιήθηκε το 2^ο πείραμα προκειμένου να αποφευχθεί όσο το δυνατόν περισσότερο το φαινόμενο της επικάλυψης κατηγοριών ή της ταξινόμησης εικονοστοιχείων σε λανθασμένη κατηγορία. Ακολούθησαν περαιτέρω προσθήκες νέων δειγμάτων των δεδομένων αναφοράς και διενεργήθηκε το 3^ο πείραμα. Τέλος πραγματοποιήθηκε ομαδοποίηση των κατηγοριών με παρόμοια φασματική συμπεριφορά και πραγματοποιήθηκε το 4^ο πείραμα. Στο επόμενο κεφάλαιο γίνεται εκτενής περιγραφή των πειραμάτων και των αποτελεσμάτων τους.

Πίνακας 9: Περιγραφή Πειραμάτων

Πείραμα	Λόγος δεδομένων εκπαίδευσης/ελέγχου	Περιγραφή πειράματος
1ο Πείραμα	60%-40%	<ul style="list-style-type: none"> • Δοκιμές για διάφορους λόγους δεδομένων εκπαίδευσης/ελέγχου • Αξιολόγηση αποτελεσμάτων για το σύνολο των κλάσεων και ανά κατηγορία -Επιλογή λόγου 60%-40% • Εκπαίδευση ταξινομητή • Ποιοτική/Ποσοτική Αξιολόγηση
2ο Πείραμα	60%-40%	<ul style="list-style-type: none"> • Διορθωτικές ενέργειες βάσει των παρατηρήσεων του 1^{ου} πειράματος <ol style="list-style-type: none"> i. Έλεγχος των δεδομένων αναφοράς ii. Συλλογή νέων δειγμάτων • Εκπαίδευση ταξινομητή • Ποιοτική/Ποσοτική Αξιολόγηση
3ο Πείραμα	70%-30%	<ul style="list-style-type: none"> • Διορθωτικές ενέργειες βάσει των παρατηρήσεων του 2^{ου} πειράματος <ol style="list-style-type: none"> i. Έλεγχος των δεδομένων αναφοράς ii. Συλλογή νέων δειγμάτων → διπλασιασμός • Εκπαίδευση ταξινομητή • Ποιοτική/Ποσοτική Αξιολόγηση
4ο Πείραμα	70%-30%	<ul style="list-style-type: none"> • Ομαδοποίηση κατηγοριών με παρόμοια φασματική υπογραφή → συγχώνευση 46 κατηγοριών σε 16 • Εκπαίδευση ταξινομητή • Ποιοτική/Ποσοτική Αξιολόγηση



Εικόνα 7: Συνοπτική παρουσίαση μεθοδολογικής προσέγγισης

Η διεξαγωγή του κάθε πειράματος βασίστηκε στο παραπάνω διάγραμμα (Εικόνα 7).

Ως δεδομένα εισόδου στον αλγόριθμο ταξινόμησης χρησιμοποιήθηκαν ο κύβος και η εικόνα των δεδομένων αναφοράς που δημιουργήθηκαν κατά το στάδιο της προεπεξεργασίας. Σε κάθε πείραμα δημιουργήθηκαν τα δύο, απαιτούμενα για την εκπαίδευση του ταξινομητή, υποσύνολα δεδομένων (πίνακας χαρακτηριστικών και διάνυσμα χαρακτηριστικών τιμών) προκειμένου να εξαχθούν και να αποθηκευτούν οι φασματικές τιμές του κύβου μόνο στις θέσεις που βρίσκονται τα δεδομένα αναφοράς.

Στη συνέχεια, σε κάθε πείραμα, πραγματοποιήθηκε ο διαχωρισμός των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου, η εκπαίδευση του ταξινομητή και ο υπολογισμός του πίνακα σύγχυσης. Τέλος, έγινε πρόβλεψη των καλύψεων γης για το σύνολο της εικόνας και δημιουργία του χάρτη πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα αξιολογήθηκαν ποιοτικά και ποσοτικά, έγινε λήψη νέων δεδομένων αναφοράς όπου κρίθηκε απαραίτητο, και εκ νέου ταξινόμηση.

4 ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

Στο κεφάλαιο αυτό, παρουσιάζονται αναλυτικά τα αποτελέσματα των τεσσάρων πειραμάτων που διεξήχθησαν, πραγματοποιείται η ποσοτική και ποιοτική τους αξιολόγηση και γίνεται παράθεση ορισμένων χαρακτηριστικών περιπτώσεων/παραδειγμάτων. Συγκεκριμένα, παρουσιάζονται και αναλύονται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης με εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest για καθένα από τα δύο datasets όπως αυτά περιγράφηκαν στο προηγούμενο κεφάλαιο. Τα ποσοτικά αποτελέσματα παρατίθενται μέσω πινάκων σύγχυσης. Επιπλέον, γίνεται και ποιοτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης. Παρουσιάζονται δηλαδή ανά πείραμα οι χάρτες πρόβλεψης και αξιολογούνται ποιοτικά/φωτοερμηνευτικά μέσω κατάλληλης οπτικοποίησης των θεματικών κατηγοριών. Η υλοποίηση του αλγορίθμου έγινε με τη χρήση της γλώσσας προγραμματισμού Python, ενώ η οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον GIS.

4.1 Πρώτο Πείραμα

Το πρώτο πείραμα υλοποιήθηκε για καθένα από τα δύο datasets καθένα από τα οποία απαρτίζεται από 14 κανάλια. Η εκπαίδευση έγινε με βάση τα δεδομένα αναφοράς που συλλέχθηκαν και παρουσιάζονται στην Εικόνα 5. Αρχικά πραγματοποιήθηκαν δοκιμές για διάφορους λόγους δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου προκειμένου να επιλεγεί ο βέλτιστος συνδυασμός βάσει του οποίου θα γίνει η εκπαίδευση του αλγορίθμου. Τα αποτελέσματα των δοκιμών αυτών αξιολογήθηκαν για το σύνολο των κατηγοριών κάλυψης γης και ανά κατηγορία, μέσω στατιστικών στοιχείων (Overall accuracy, Kappa index, Producer's accuracy, User's accuracy) που αντλούνται από τους πίνακες σύγχυσης (Confusion Matrix). Επιλέχθηκε ο λόγος διαχωρισμού των δεδομένων αναφοράς 60%-40% αφού, με αύξηση των δεδομένων εκπαίδευσης παρατηρείται σχετική σταθεροποίηση των τιμών των μέτρων αξιολόγησης. Επιπλέον στα πρώτα πειράματα κρίθηκε σημαντική η ύπαρξη επαρκούς αριθμού δεδομένων ελέγχου για την ανάδειξη και διόρθωση σφαλμάτων. Στη συνέχεια, για καθένα από τα δύο datasets έγιναν:

- i. Εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest
- ii. Ποσοτική αξιολόγηση (πίνακες σύγχυσης)
- iii. Ποιοτική αξιολόγηση (χάρτες πρόβλεψης)

4.1.1 Ποσοτική αξιολόγηση

Για κάθε έναν από τα δύο datasets και για το λόγο δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου που επιλέχθηκε (60% αυτών αξιοποιήθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης και 40% χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο του ταξινομητή) δημιουργήθηκαν οι σχετικοί πίνακες σύγχυσης (Πίνακας 10, Πίνακας 11). Οι πίνακες σύγχυσης αναλύθηκαν με σκοπό την εύρεση πιθανών επικαλύψεων (overfitting) μεταξύ των κλάσεων σε συνδυασμό βέβαια με την ποιοτική/φωτοερμηνευτική μελέτη των χαρτών πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα της μελέτης παρουσιάζονται στη συνέχεια.

Στο 1^ο dataset οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's accuracy) ανά κατηγορία κυμάνθηκαν από 8% έως 100%. Η συνολική ακρίβεια (Overall accuracy) υπολογίσθηκε ίση με 61.24%. Ειδικότερα:

Για τον πρώτο δείκτη (Producer's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 10% έως 100%.

α) Τα χαμηλότερα ποσοστά, δηλαδή 10%-25%, συγκέντρωσαν: η σταθερή κατηγορία του ανοιχτόχρωμου εδάφους και η κατηγορία μεταβολής μη ενδιαφέροντος από ένα είδος εδάφους σε άλλο. Η πλειοψηφία των εικονοστοιχείων από τα δεδομένα ελέγχου των κατηγοριών αυτών ταξινομήθηκαν ως μεταβολές εδάφους (ανοιχτόχρωμο/σκουρόχρωμο) σε κτίσμα κεραμοσκεπές. Το σφάλμα αυτό παρατηρήθηκε και στον ποιοτικό έλεγχο που παρουσιάζεται στη συνέχεια, όπου εμφανίζεται εκτεταμένος θόρυβος λόγω εσφαλμένης ταξινόμησης του εδάφους ως μεταβολή σε κτίσμα.

β) Χαμηλό ποσοστό (20%) παρουσίασε και η κατηγορία μεταβολής από έδαφος σκουρόχρωμο σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό. Ορισμένα εικονοστοιχεία της κατηγορίας αυτής ταξινομήθηκαν στην παρόμοια φασματικά κατηγορία μεταβολής από έδαφος ανοιχτόχρωμο σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό.

γ) Χαμηλό ποσοστό (30%) παρουσίασε η κατηγορία μεταβολής από κτίσμα πλακοσκεπές γκρι σε λευκό, εικονοστοιχεία της οποίας ταξινομήθηκαν ως μεταβολές από έδαφος σκουρόχρωμο σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό, δημιουργώντας επίσης σημαντικό θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης.

δ) Ποσοστό 50% των εικονοστοιχείων της κατηγορίας κτίσματος πλακοσκεπούς γκρι ταξινομήθηκαν ως μεταβολές από έδαφος σκουρόχρωμο σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Το ίδιο σφάλμα διαπιστώθηκε και από τον ποιοτικό έλεγχο του χάρτη πρόβλεψης.

Για τον δεύτερο δείκτη (User's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 8% έως 100%. Με διερεύνηση των τιμών ανά κατηγορία, επιβεβαιώνονται τα προαναφερθέντα σφάλματα:

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 8%, έλαβε η κατηγορία μεταβολής από έδαφος ανοιχτόχρωμο σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό. Τα περισσότερα εικονοστοιχεία τα οποία ταξινομήθηκαν στην κατηγορία αυτή, βάσει των δεδομένων ελέγχου ανήκουν στην φασματικά παρόμοια κατηγορία μεταβολής από έδαφος σκουρόχρωμο σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό.

β) Χαμηλό ποσοστό (9%-15%) έλαβαν κατηγορίες μεταβολής από έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα. Τα εικονοστοιχεία που ταξινομήθηκαν στις κατηγορίες αυτές, βάσει των δεδομένων ελέγχου, αποτελούν στην πραγματικότητα έδαφος. Μεγάλο μέρος του θορύβου που διαπιστώνεται στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης και παρουσιάζεται στη συνέχεια, οφείλεται στην επικάλυψη αυτών των κατηγοριών.

γ) Ποσοστό (15%) παρουσίασε η κατηγορία μεταβολής από έδαφος σκουρόχρωμο σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι, αφού τα περισσότερα εικονοστοιχεία που ταξινομήθηκαν στην κλάση αυτή, έπρεπε στην πραγματικότητα να ταξινομηθούν στην σταθερή κατηγορία του κτίσματος πλακοσκεπούς γκρι.

Σημειώνεται ότι για τις υπόλοιπες κατηγορίες, οι τιμές των δεικτών κυμάνθηκαν σε ικανοποιητικά αποτελέσματα, με ποσοστά ορθών ταξινόμησεων >90%.

Στο 2^ο dataset οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's accuracy) ανά κατηγορία κυμάνθηκαν από 2% έως 100%. Η συνολική ακρίβεια (Overall accuracy) υπολογίσθηκε ίση με 59.38 %. Ειδικότερα:

Για τον πρώτο δείκτη (Producer's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 2% έως 100%.

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 2%, συγκέντρωσε η κατηγορία μεταβολής από κτίσμα πλακοσκεπές λευκό σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Σχεδόν το σύνολο των εικονοστοιχείων από τα δεδομένα ελέγχου της κατηγορίας αυτής ταξινομήθηκαν λανθασμένα σε άλλες κατηγορίες, είτε σταθερές π.χ. βράχος είτε μεταβολής ενδιαφέροντος π.χ. μεταβολή από τσιμέντο σε κτίσμα κεραμοσκεπές.

β) Εξίσου χαμηλό ποσοστό (10-15%) συγκέντρωσαν οι σταθερές κατηγορίες του ανοιχτόχρωμου εδάφους και του κτίσματος γκρι αρκετά εικονοστοιχεία των οποίων, ταξινομήθηκαν είτε σε παρόμοιες φασματικά σταθερές κατηγορίες είτε ως μεταβολές από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές. Τα σφάλματα αυτά διαπιστώνονται και στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.

γ) Ποσοστό 38% συγκέντρωσε η κατηγορία μεταβολής από κτίσμα πλακοσκεπές γκρι σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό, αρκετά εικονοστοιχεία της οποία ταξινομήθηκαν ως μεταβολές από κάποια χρήση (πχ τσιμέντο/έδαφος/βλάστηση) σε κτίσμα κεραμοσκεπές. Τα σφάλματα αυτά διαπιστώνονται και στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.

Για τον δεύτερο δείκτη (User's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 5% έως 100%.

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 5-6%, έλαβε η κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές. Ορισμένα από τα εικονοστοιχεία που ταξινομήθηκαν στην κατηγορία αυτή, βάσει των δεδομένων ελέγχου αποτελούν εικονοστοιχεία των σταθερών κατηγοριών εδάφους ανοιχτόχρωμου/κτίσματος πλακοσκεπούς γκρι/κτίσματος κεραμοσκεπούς.

β) Χαμηλά ποσοστά, κυμαινόμενα από 15%-30%, έλαβαν και άλλες κατηγορίες μεταβολής από χρήσεις όπως τσιμέντο/έδαφος/βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές. Η πλειοψηφία των εικονοστοιχείων που ταξινομήθηκαν στις κατηγορίες αυτές, βάσει των δεδομένων ελέγχου αποτελούν εικονοστοιχεία των σταθερών κατηγοριών εδάφους ανοιχτόχρωμου/κτίσματος πλακοσκεπούς γκρι/κτίσματος κεραμοσκεπούς.

4.1.2 Ποιοτική αξιολόγηση

Στο παρόν υποκεφάλαιο αυτό, οπτικοποιούνται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης και στη συνέχεια αναλύονται για καθένα από τα δύο datasets. Η ποιοτική αξιολόγηση γίνεται με τη δημιουργία χαρτών πρόβλεψης των καλύψεων γης για το σύνολο των εικονοστοιχείων καθενός από τα δύο datasets. Με τον τρόπο αυτό εξασφαλίζεται η πληρέστερη διερεύνηση πιθανών επικαλύψεων μεταξύ των διαφόρων κατηγοριών. Η δημιουργία των χαρτών πρόβλεψης έγινε με εκπαίδευση του ταξινομητή με το 60% των δεδομένων αναφοράς.

Στη συνέχεια παρουσιάζονται αποσπάσματα των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης για τα δύο datasets. Δεδομένου του μεγάλου πλήθους των κατηγοριών επιλέχθηκε να γίνουν δύο ειδών απεικονίσεις:

- i. Απεικόνιση που περιλαμβάνει όλες τις κατηγορίες σταθερές και μεταβολής. Η απεικόνιση αυτή δεν παρουσιάζεται, αξιολογήθηκε όμως προκειμένου να διαπιστωθούν εν γένει επικαλύψεις μεταξύ του συνόλου των κατηγοριών κάλυψης γης.
- ii. Απεικόνιση που περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση/κάλυψη χωρίς κτίσμα σε κάλυψη με κτίσμα/πισίνα (Πίνακας 8). Όλες οι υπόλοιπες κατηγορίες (σταθερές και μη-ενδιαφέροντος) ομαδοποιήθηκαν και χαρακτηρίστηκαν ως κατηγορία μη-αλλαγής (no change) (Εικόνα 8).

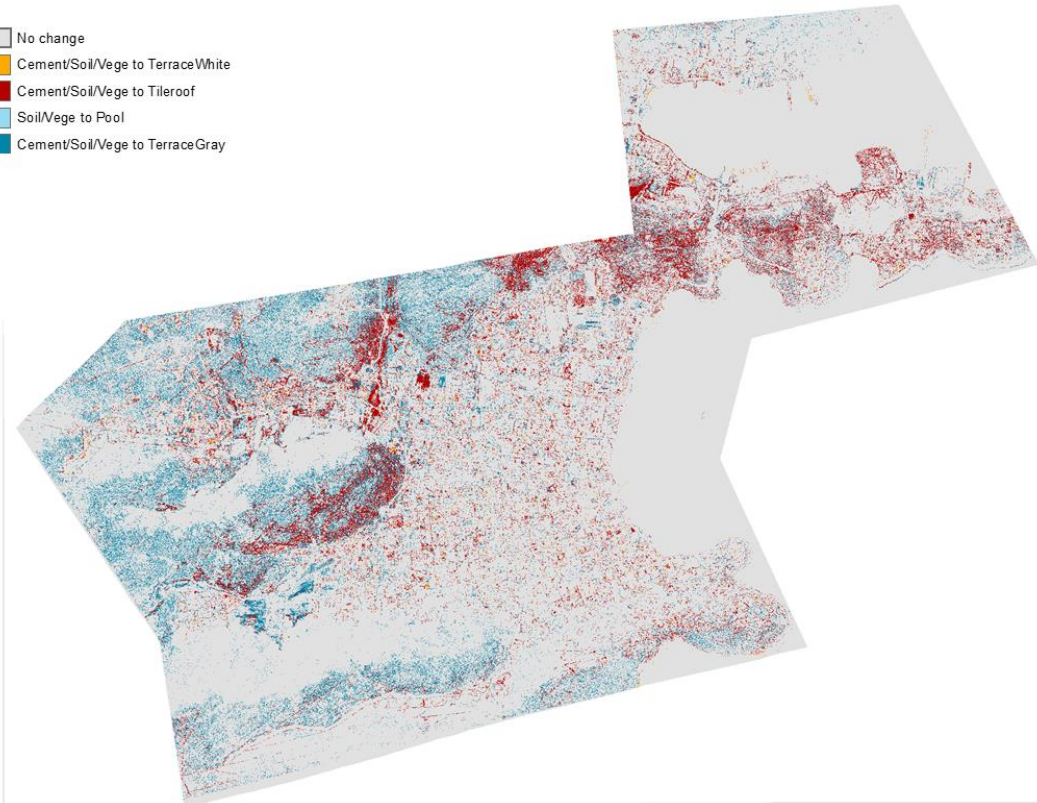
4.1.2.1 Ποιοτική αξιολόγηση 1ου dataset

Για την ποιοτική αξιολόγηση του 1^{ου} dataset παρουσιάζονται: η δορυφορική εικόνα με ημερομηνία λήψης την 07/2011 μετά την οποία πραγματοποιείται έλεγχος της δόμησης και ανέγερσης νέων κτισμάτων, η ορθοεικόνα με μεταγενέστερη ημερομηνία λήψης (περίοδος 2015-2016) και το αποτέλεσμα της πρόβλεψης με κατάλληλη ομαδοποίηση των κατηγοριών για την ευκολότερη ερμηνεία των αποτελεσμάτων (Εικόνα 8). Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, η απεικόνιση περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση/κάλυψη χωρίς κτίσμα σε κάλυψη με κτίσμα/πισίνα. Όλες οι υπόλοιπες κατηγορίες (σταθερές και μη-ενδιαφέροντος) ομαδοποιήθηκαν και χαρακτηρίστηκαν ως κατηγορία μη-αλλαγής (no change). Συνολικά τα αποτελέσματα της πρόβλεψης είναι σχετικά αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας, με την ύπαρξη σφαλμάτων σε κάποιες κατηγορίες. Παρατηρείται μία γενικότερη αδυναμία ορθής πρόβλεψης του γυμνού εδάφους (σταθερή κατηγορία) το οποία ταξινομήθηκε σε κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος όπως μεταβολές σε κεραμοσκεπές κτίσμα ή σε πλακοσκεπές γκρι, δημιουργώντας σημαντικό θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης. Σφάλματα διαπιστώνονται και στην κατηγορία της ασφάλτου, τα εικονοστοιχεία της οποίας ταξινομήθηκαν σε άλλες παρόμοιες φασματικά κατηγορίες όπως η άμμος, βράχος κλπ.



ΥΠΟΜΝΗΜΑ

-  No change
-  Cement/Soil/Vegetation to TerraceWhite
-  Cement/Soil/Vegetation to Tilerooft
-  Soil/Vegetation to Pool
-  Cement/Soil/Vegetation to TerraceGray



Εικόνα 8: 1^ο Dataset: Χάρτης μεταβολών 1^{ου} πειράματος (κάτω), Δορυφορική εικόνα 2011 (πάνω αριστερά), Ορθοεικόνα 2015-2016 (κάτω δεξιά)

Βάσει των χαρτών πρόβλεψης μπορούν να επισημανθούν τα εξής:

- i. Τα δεδομένα εκπαίδευσης που σχετίζονται με μεταβολές ενδιαφέροντος, ταξινομήθηκαν σε σημαντικό βαθμό στη σωστή κατηγορία μεταβολής.
- ii. Παρατηρήθηκε επιτυχής ανίχνευση αρκετών νέων κτισμάτων.
- iii. Σε αρκετές περιπτώσεις το σκουρόχρωμο ή ανοιχτόχρωμο έδαφος ταξινομήθηκε ως κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές ή πλακοσκεπές γκρι δημιουργώντας σημαντικό θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης, καθιστώντας δυσκολότερο τον εντοπισμό των πραγματικών μεταβολών ενδιαφέροντος Τα σφάλματα αυτά διαπιστώθηκαν και κατά τον ποιοτικό έλεγχο.
- iv. Εντοπίστηκαν επικαλύψεις μεταξύ κατηγοριών με παρόμοια φασματική συμπεριφορά π.χ. κτίσμα λευκό με κτίσμα γκρι ή άσφαλτος με άμμο/βράχο ή άσφαλτος με φωτοβολταϊκό.
- v. Σταθερές κατηγορίες πχ κτίσμα λευκό ή γκρι, ταξινομήθηκαν ως κατηγορίες μεταβολής παρόμοιας φασματικής υπογραφής π.χ. μεταβολή από έδαφος ανοιχτόχρωμο σε κτίσμα γκρι



Εικόνα 9: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 1^{ου} dataset, λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές ή πλακοσκεπές



Εικόνα 10: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 1^{ου} dataset, ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος: λευκό πλακοσκεπές



Εικόνα 11: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 1^{ου} dataset, ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων, λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή σε κτίσμα

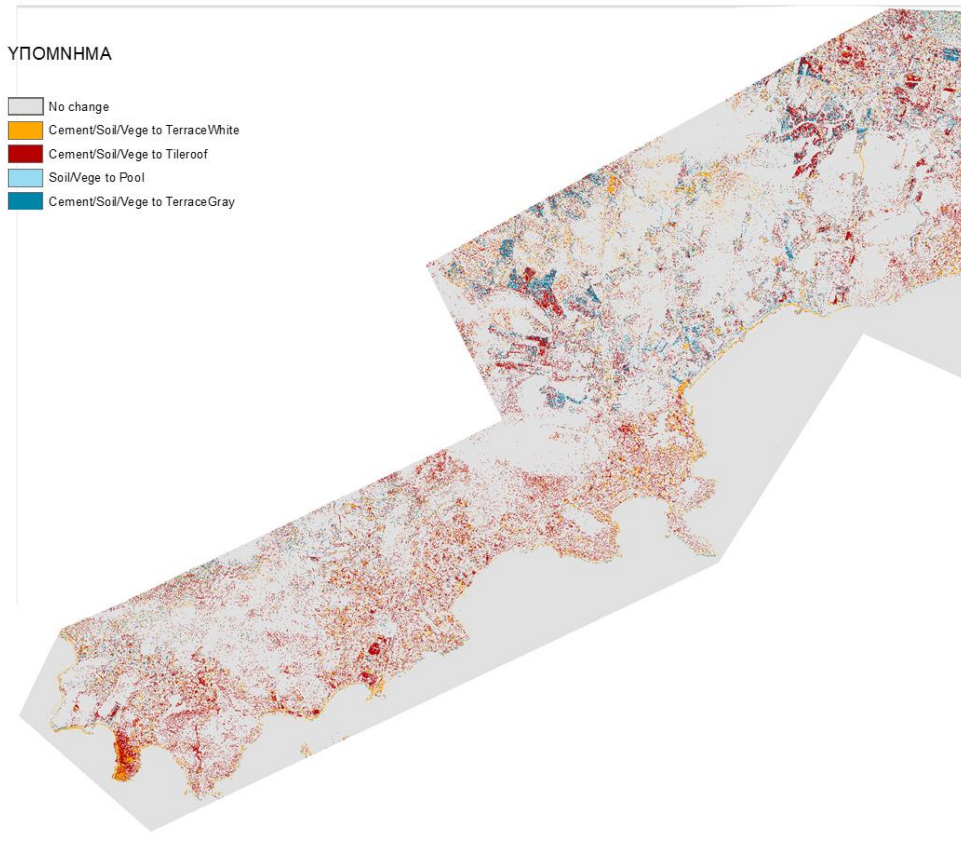
4.1.2.2 Ποιοτική αξιολόγηση 2^{ου} dataset

Για την ποιοτική αξιολόγηση του 2^{ου} dataset παρουσιάζονται: η δορυφορική εικόνα με ημερομηνία λήψης 07/2011 μετά την οποία πραγματοποιείται έλεγχος της δόμησης και ανέγερσης νέων κτισμάτων, η ορθοεικόνα με μεταγενέστερη ημερομηνία λήψης (περίοδος 2015-2016) και το αποτέλεσμα της πρόβλεψης με κατάλληλη ομαδοποίηση των κατηγοριών για την ευκολότερη ερμηνεία των αποτελεσμάτων (Εικόνα 12). Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, η απεικόνιση περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση/κάλυψη χωρίς κτίσμα σε κάλυψη με κτίσμα/πισίνα Όλες οι υπόλοιπες κατηγορίες (σταθερές και μη-ενδιαφέροντος) ομαδοποιήθηκαν και χαρακτηρίστηκαν ως κατηγορία μη-αλλαγής (no change).

Συνολικά τα αποτελέσματα της πρόβλεψης είναι σχετικά αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας, με την ύπαρξη σφαλμάτων σε αρκετές κατηγορίες, όπως αυτά θα αναλυθούν παρακάτω. Όπως και στο 1^ο dataset παρατηρείται μία γενικότερη αδυναμία ορθής πρόβλεψης του γυμνού εδάφους (σταθερή κατηγορία) το οποία μάλιστα ταξινομήθηκε σε κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος (μεταβολές σε κεραμοσκεπές κτίσμα ή σε πλακοσκεπές γκρι).

Βάσει των χαρτών πρόβλεψης μπορούν να επισημανθούν τα εξής:

- i. Τα δεδομένα εκπαίδευσης που σχετίζονται με μεταβολές ενδιαφέροντος, ταξινομήθηκαν σε σημαντικό βαθμό στη σωστή κατηγορία μεταβολής.
- ii. Παρατηρήθηκε επιτυχής ανίχνευση πολλών νέων κτισμάτων (Εικόνα 13-Εικόνα 15).
- iii. Σε ορισμένες περιπτώσεις το σκουρόχρωμο ή ανοιχτόχρωμο έδαφος ταξινομήθηκε ως κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές ή πλακοσκεπές γκρι. Το πρόβλημα αυτό εντοπίστηκε σε μικρότερη έκταση σε σχέση με τον 1^ο dataset, παρ' όλα αυτά δημιούργησε σχετικό θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης.
- iv. Εντοπίστηκε σύγχυση μεταξύ κατηγοριών με παρόμοια φασματική συμπεριφορά π.χ. κτίσμα λευκό με κτίσμα γκρι ή άσφαλτος με άμμο/βράχο ή άσφαλτος με φωτοβολταϊκό.
- v. Σταθερές κατηγορίες πχ κτίσμα λευκό ή γκρι, ταξινομήθηκαν ως κατηγορίες μεταβολής παρόμοιας φασματικής συμπεριφοράς π.χ. μεταβολή από έδαφος ανοιχτόχρωμο σε κτίσμα γκρι.



Εικόνα 12: 2^ο Dataset: Χάρτης μεταβολών 1^{ου} πειράματος (κάτω), Δορυφορική εικόνα 2011 (πάνω αριστερά), Ορθοεικόνα 2015-2016 (κάτω δεξιά)



Εικόνα 13: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 2^{ου} dataset, ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος, λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές ή πλακοσκεπές



Εικόνα 14: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 2^{ου} dataset, ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος και πισίνας



Εικόνα 15: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 2^{ου} dataset, ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος και πισίνας

4.2 Δεύτερο Πείραμα

Βάσει των σφαλμάτων που διαπιστώθηκαν παραπάνω, πραγματοποιήθηκαν διορθωτικές ενέργειες στο 2^ο πείραμα οι οποίες επικεντρώθηκαν στις κατηγορίες μεταβολών κάλυψης γης που σχετίζονται με τις ανωτέρω αστοχίες. Ελέγχθηκαν τα δεδομένα αναφοράς για πιθανή ύπαρξη χονδροειδών σφαλμάτων και για την ύπαρξη συνέπειας μεταξύ των δειγμάτων που λήφθηκαν. Επιπλέον, για τις κατηγορίες που διαπιστώθηκαν σημαντικές επικαλύψεις με άλλες, έγινε λήψη επιπρόσθετων δειγμάτων λαμβάνοντας υπόψιν τις εσφαλμένες και τις ορθές ανιχνεύσεις μεταβολών. Έτσι, βάσει των προβλημάτων που εντοπίστηκαν στο πρώτο πείραμα (από την ποιοτική και ποσοτική αξιολόγηση), έγιναν οι απαιτούμενες διορθωτικές ενέργειες και διενεργήθηκε το δεύτερο πείραμα, αφού πρώτα δημιουργήθηκαν νέες label εικόνες. Ακολούθησε η εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest για καθένα από τα δύο datasets και για το λόγο εκπαίδευσης/ελέγχου, 60%-40%. Στη συνέχεια έγινε ποσοτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μέσω των πινάκων σύγχυσης και ποιοτική αξιολόγηση μέσω των χαρτών πρόβλεψης.

4.2.1 Ποσοτική αξιολόγηση

Για κάθε ένα από τα δύο datasets και για το λόγο δεδομένων εκπαίδευσης και ίσο με 60%-40% δημιουργήθηκαν οι σχετικοί πίνακες σύγχυσης (Πίνακας 12, Πίνακας 13). Οι πίνακες σύγχυσης αναλύθηκαν με σκοπό την εύρεση πιθανών σφαλμάτων ταξινόμησης και επικαλύψεων (overfitting) μεταξύ των κλάσεων. Τα αποτελέσματα της μελέτης παρουσιάζονται στη συνέχεια.

Στο 1^ο dataset οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's accuracy) ανά κατηγορία κυμάνθηκαν από 4% έως 100%. Η συνολική ακρίβεια (Overall accuracy) υπολογίσθηκε ίση με 70.07%. Ειδικότερα:

Για τον πρώτο δείκτη (Producer's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 6% έως 100%.

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 6%, συγκέντρωσε η κατηγορία μεταβολής από ανοιχτόχρωμο έδαφος σε βλάστηση αραιή. Ορισμένα εικονοστοιχεία από τα δεδομένα ελέγχου της κατηγορίας αυτής ταξινομήθηκαν στην παρόμοια φασματικά κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος από ανοιχτόχρωμο έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές.

β) Ιδιαίτερα χαμηλά ποσοστά (30%-70%) παρουσίασαν ορισμένες παρόμοιες φασματικά κατηγορίες όπως είναι η άσφαλτος, ο βράχος, η άμμος, το ανοιχτόχρωμο έδαφος και το κτίσμα γρι. Τα περισσότερα εικονοστοιχεία των κατηγοριών αυτών παρουσίασαν είτε μεταξύ τους επικάλυψη, είτε ταξινομήθηκαν ως μεταβολές ενδιαφέροντος δηλαδή μεταβολές από έδαφος κυρίως σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι ή λευκό. Λόγω του σφάλματος αυτού διαπιστώνεται σημαντικός θόρυβος και στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.

Για τον δεύτερο δείκτη (User's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 4% έως 100%.

α) Τα χαμηλότερα ποσοστά, δηλαδή 4%-20%, έλαβαν οι κατηγορίες μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές. Η πλειοψηφία των εικονοστοιχείων τα οποία ταξινομήθηκαν στις κατηγορίες αυτές, στην πραγματικότητα ανήκουν σε σταθερές κατηγορίες όπως είναι η άσφαλτος/άμμος/έδαφος.

β) Χαμηλό ποσοστό (27%) έλαβε και η κατηγορία της άμμου. Ορισμένα από τα εικονοστοιχεία που ταξινομήθηκαν στην κατηγορία αυτή, βάσει των δεδομένων ελέγχου αποτελούν στην πραγματικότητα έδαφος/άσφαλο κλπ.

Στο 2^ο dataset οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's accuracy) ανά κατηγορία κυμάνθηκαν από 11% έως 100%. Η συνολική ακρίβεια (Overall accuracy) υπολογίσθηκε ίση με 68.99%. Ειδικότερα:

Ειδικότερα:

Για **τον πρώτο δείκτη** (Producer's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 16% έως 100%.

α) Ιδιαίτερα χαμηλό ποσοστό, δηλαδή περίπου 16%, συγκέντρωσε η κατηγορία μεταβολής κτίσμα λευκό σε κεραμοσκεπές. Ορισμένα εικονοστοιχεία από τα δεδομένα ελέγχου της κατηγορίας αυτής ταξινομήθηκαν ως μεταβολή από τσιμέντο σε κτίσμα κεραμοσκεπές.

β) Ιδιαίτερα χαμηλό ποσοστό, 30%, συγκέντρωσε η κατηγορία μεταβολής από ένα είδος εδάφους σε άλλο. Ορισμένα εικονοστοιχεία από τα δεδομένα ελέγχου της κατηγορίας αυτής ταξινομήθηκαν ως μεταβολή από τσιμέντο σε κτίσμα κεραμοσκεπές.

γ) Ιδιαίτερα χαμηλά ποσοστά (30%-70%) παρουσίασαν ορισμένες παρόμοιες φασματικά σταθερές κατηγορίες όπως είναι το έδαφος/άσφαλτος/βράχος/κτίσμα γκρι. Τα περισσότερα εικονοστοιχεία των κατηγοριών αυτών παρουσίασαν είτε μεταξύ τους επικάλυψη, είτε ταξινομήθηκαν ως μεταβολές ενδιαφέροντος δηλαδή μεταβολές από έδαφος κυρίως σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι ή λευκό. Λόγω του σφάλματος αυτού διαπιστώνεται σημαντικός θόρυβος και στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.

Για **τον δεύτερο δείκτη (User's accuracy)** τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 11% έως 100%.

α) Τα χαμηλότερα ποσοστά, δηλαδή 11%-40%, έλαβαν οι κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/τσιμέντο/πυκνή βλάστηση σε κτίσμα κεραμοσκεπές. Η πλειοψηφία των εικονοστοιχείων τα οποία ταξινομήθηκαν στις κατηγορίες αυτές, στην πραγματικότητα ανήκουν σε άλλες σταθερές κατηγορίες όπως είναι η άσφαλτος/άμμος/έδαφος/βλάστηση.

β) Χαμηλό ποσοστό, περίπου 27%-40%, έλαβαν οι κατηγορίες μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα γκρι/λευκό. Όπως και παραπάνω, η πλειοψηφία των εικονοστοιχείων τα οποία ταξινομήθηκαν στις κατηγορίες αυτές, στην πραγματικότητα ανήκουν σε άλλες σταθερές κατηγορίες όπως είναι η άσφαλτος/άμμος/έδαφος/βλάστηση.

4.2.2 Ποιοτική αξιολόγηση

Στο παρόν υποκεφάλαιο, οπτικοποιούνται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης του 2^{ου} πειράματος μέσω των χαρτών πρόβλεψης και στη συνέχεια αναλύονται για καθένα από τα δυο datasets. Η εκπαίδευση του ταξινομητή έγινε με το 60% των δεδομένων αναφοράς. Η απεικόνιση που παρουσιάζεται στη συνέχεια περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση/κάλυψη χωρίς κτίσμα σε κάλυψη με κτίσμα/πισίνα όπως αυτές έχουν ήδη επισημανθεί. Όλες οι υπόλοιπες κατηγορίες (σταθερές και μη-ενδιαφέροντος) ομαδοποιήθηκαν και χαρακτηρίστηκαν ως κατηγορία μη-αλλαγής (no change).

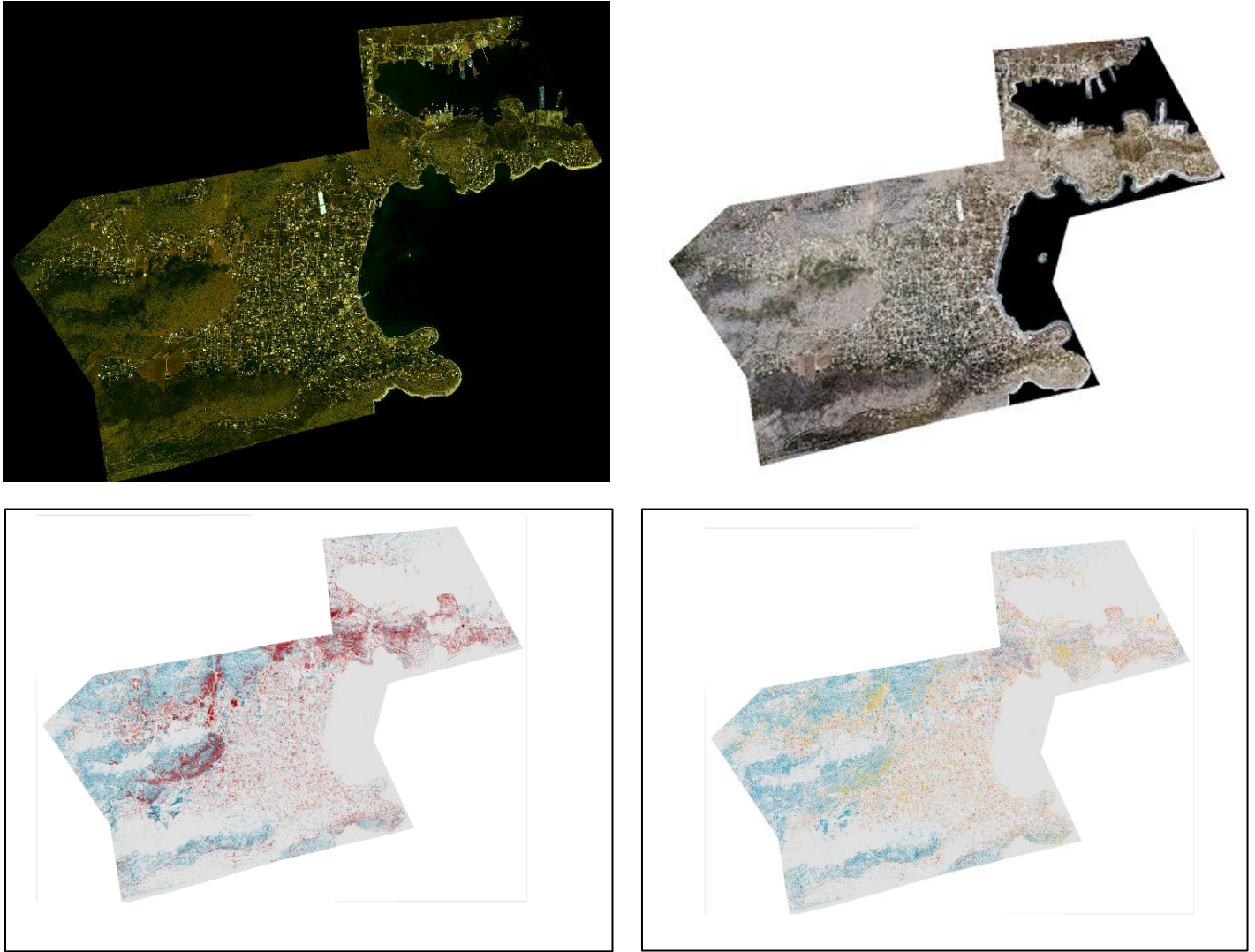
4.2.2.1 Ποιοτική αξιολόγηση 1ου dataset

Για την ποιοτική αξιολόγηση του 1^{ου} dataset παρουσιάζονται και στο πείραμα αυτό: η δορυφορική εικόνα με ημερομηνία λήψης 07/2011 μετά την οποία πραγματοποιείται έλεγχος της δόμησης και ανέγερσης νέων κτισμάτων, η ορθοεικόνα με μεταγενέστερη ημερομηνία λήψης (περίοδος 2015-2016), το αποτέλεσμα της πρόβλεψης καλύψεων του 2^{ου} πειράματος με κατάλληλη ομαδοποίηση των κατηγοριών για την ευκολότερη ερμηνεία των αποτελεσμάτων (Εικόνα 16), χάρτης πρόβλεψης του 1^{ου} πειράματος για σύγκριση. Όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, η απεικόνιση περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση/κάλυψη χωρίς κτίσμα σε κάλυψη με κτίσμα/πισίνα. Όλες οι υπόλοιπες κατηγορίες (σταθερές και μη-ενδιαφέροντος) ομαδοποιήθηκαν και χαρακτηρίστηκαν ως κατηγορία μη-αλλαγής (no change).

Παρατηρείται σχετική βελτίωση του θορύβου του χάρτη πρόβλεψης που προκαλείται από εσφαλμένη ταξινόμηση σταθερών κατηγοριών ως κατηγορίες μεταβολής σε κτίσμα κεραμοσκεπές. Παρ' όλα αυτά και στο 2^ο πείραμα παρατηρείται μία γενικότερη αδυναμία ορθής πρόβλεψης του εδάφους (σταθερή κατηγορία) το οποίο ταξινομήθηκε ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές, δημιουργώντας θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης. Αντιστοίχως η κατηγορία της ασφάλτου ταξινομήθηκε σε άλλες παρόμοιες φασματικά κατηγορίες όπως η άμμος, βράχος κλπ.

Βάσει των χαρτών πρόβλεψης μπορούν να επισημανθούν τα εξής:

- i. Τα δεδομένα αναφοράς, σχεδόν στο σύνολό τους ταξινομήθηκαν στη σωστή κατηγορία μεταβολής.
- ii. Παρατηρήθηκε επιτυχής ανίχνευση πολλών νέων κτισμάτων.
- iii. Σε αρκετές περιπτώσεις το σκουρόχρωμο ή ανοιχτόχρωμο έδαφος ταξινομήθηκε ως κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι/λευκό δημιουργώντας σημαντικό θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης καθιστώντας δυσκολότερο τον εντοπισμό των πραγματικών μεταβολών ενδιαφέροντος.
- iv. Βρέθηκε συστηματικά λανθασμένη ταξινόμηση της κατηγορίας της ασφάλτου ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό.
- v. Εντοπίστηκαν επικαλύψεις μεταξύ κατηγοριών με παρόμοια φασματική υπογραφή.



Εικόνα 16: 1^ο Dataset: Δορυφορική εικόνα 2011 (πάνω αριστερά), Ορθοεικόνα 2015-2016 (πάνω δεξιά), Χάρτης μεταβολών 1^{ου} πειράματος (κάτω αριστερά), Χάρτης μεταβολών 2^{ου} πειράματος (κάτω δεξιά)



Εικόνα 17: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 1^{ου} dataset, λανθασμένη ταξινόμηση ασφάλτου ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές

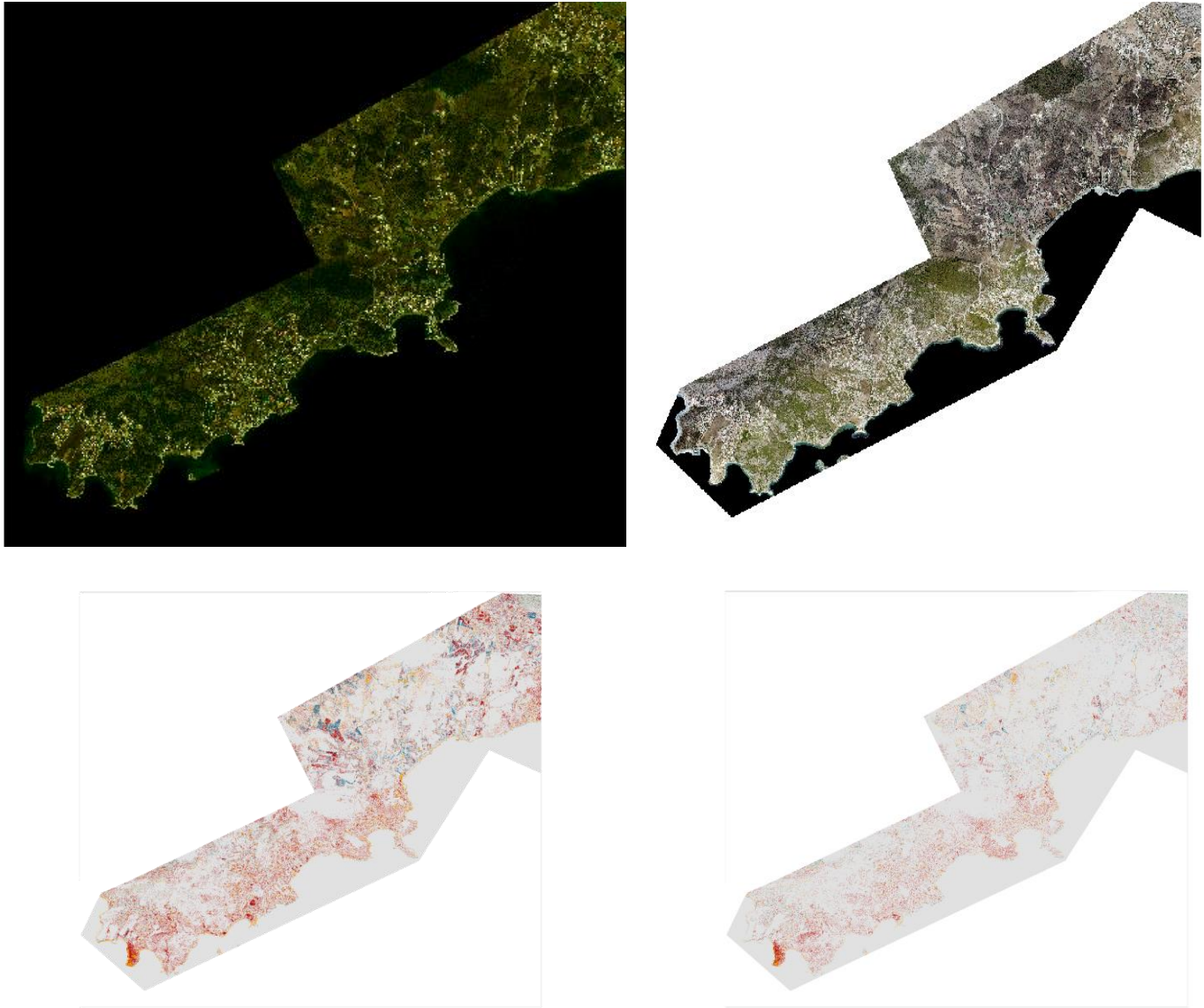
4.2.2.2 Ποιοτική αξιολόγηση 2^{ου} dataset

Για το 2^ο dataset πραγματοποιήθηκαν απεικονίσεις όμοιες με αυτές που περιγράφηκαν κατά την ποιοτική αξιολόγηση του 1^{ου}, με στόχο την ερμηνεία και αξιολόγηση του αποτελέσματος της ταξινόμησης,

Και στην περίπτωση αυτή, παρατηρείται σχετική βελτίωση του θορύβου του χάρτη πρόβλεψης που προκαλείται από εσφαλμένη ταξινόμηση του εδάφους ως κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές ή πλακοσκεπές λευκό.

Βάσει των χαρτών πρόβλεψης μπορούν να επισημανθούν τα εξής:

- i. Τα δεδομένα εκπαίδευσης, σχεδόν στο σύνολό τους ταξινομήθηκαν στη σωστή κατηγορία μεταβολής.
- ii. Παρατηρήθηκε επιτυχής ανίχνευση πολλών νέων κτισμάτων.
- iii. Σε ορισμένες περιπτώσεις το σκουρόχρωμο ή ανοιχτόχρωμο έδαφος ταξινομήθηκε ως κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές ή πλακοσκεπές λευκό δημιουργώντας σημαντικό θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης καθιστώντας δυσκολότερο τον εντοπισμό των πραγματικών μεταβολών ενδιαφέροντος.
- iv. Εντοπίστηκαν επικαλύψεις μεταξύ κατηγοριών με παρόμοια φασματική υπογραφή.



Εικόνα 18: 2^ο Dataset: Δορυφορική εικόνα 2011 (πάνω αριστερά), Ορθοεικόνα 2015-2016 (πάνω δεξιά), Χάρτης μεταβολών 1^{ου} πειράματος (κάτω αριστερά), Χάρτης μεταβολών 2^{ου} πειράματος (κάτω δεξιά)



Εικόνα 19: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 2ου dataset, ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων

4.3 Τρίτο Πείραμα

Βάσει των συμπερασμάτων και προβλημάτων που εντοπίστηκαν στο προηγούμενο (2^ο) πείραμα (τόσο από την ποιοτική όσο και ποσοτική αξιολόγηση), έγιναν οι απαιτούμενες διορθωτικές ενέργειες και διενεργήθηκε το τρίτο πείραμα.

Ειδικότερα, στο τρίτο πείραμα έγινε έλεγχος και διόρθωση των δεδομένων αναφοράς που συμμετείχαν στο προηγούμενο πείραμα καθώς και συλλογή νέων δειγμάτων λαμβάνοντας υπόψιν τις εσφαλμένες και τις ορθές ανιχνεύσεις μεταβολών που διαπιστώθηκαν τόσο από την ποσοτική όσο και από την ποιοτική αξιολόγηση. Δημιουργήθηκαν νέες label εικόνες.

Ακολούθησε, για καθένα από τα δύο datasets, εκπαίδευση του αλγορίθμου για το λόγο εκπαίδευσης/ελέγχου 70%-30%. Στη συνέχεια έγινε ποσοτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων μέσω των πινάκων σύγχυσης και ποιοτική αξιολόγηση των χαρτών πρόβλεψης.

4.3.1 Ποσοτική αξιολόγηση

Για κάθε έναν από τα δύο datasets και για το λόγο δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου που επιλέχθηκε (70% αυτών αξιοποιήθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης και 30% χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο του ταξινομητή) δημιουργήθηκαν οι σχετικοί πίνακες σύγχυσης (Πίνακας 14, Πίνακας 15). Οι πίνακες σύγχυσης αναλύθηκαν με σκοπό την εύρεση πιθανών επικαλύψεων (overfitting) μεταξύ των κλάσεων σε συνδυασμό βέβαια με την ποιοτική/φωτοερμηνευτική μελέτη των χαρτών πρόβλεψης. Τα αποτελέσματα της μελέτης παρουσιάζονται στη συνέχεια.

Στο 1^ο dataset οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's accuracy) ανά κατηγορία κυμάνθηκαν από 62% έως 100%. Η συνολική ακρίβεια (Overall accuracy) υπολογίστηκε ίση με 97.66%. Γενικώς, διαπιστώνονται σημαντικές βελτιώσεις σε σχέση με τις τιμές που έλαβαν οι δείκτες του προηγούμενου πειράματος. Ειδικότερα:

Για τον πρώτο δείκτη (Producer's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 92% έως 100%.

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 92%, συγκέντρωσε η κατηγορία μεταβολής από σκουρόχρωμο έδαφος σε άσφαλο. Ορισμένα εικονοστοιχεία από τα δεδομένα ελέγχου της κατηγορίας αυτής ταξινομήθηκαν στις άλλες σταθερές κατηγορίες από τις οποίες απαρτίζεται η μεταβολή δηλαδή ταξινομήθηκαν ως άσφαλος ή σκουρόχρωμο έδαφος. Σε κάθε περίπτωση πρόκειται για μη σημαντικό σφάλμα αφού σχετίζεται με κατηγορίες μη ενδιαφέροντος.

β) Τα αμέσως επόμενα χαμηλότερα ποσοστά (96%-97%) διαπιστώνονται επίσης σε σταθερές κατηγορίες όπως είναι το έδαφος, είτε σκουρόχρωμο είτε ανοιχτόχρωμο και το κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Ορισμένα εικονοστοιχεία της κατηγορίας αυτής ταξινομήθηκαν σε παρόμοιες φασματικά σταθερές κατηγορίες (άμμος, βράχος). Μικρός αριθμός εικονοστοιχείων ταξινομήθηκε και ως μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές.

Για τον δεύτερο δείκτη (User's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 62% έως 100%.

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 62%, έλαβε η κατηγορία μεταβολής από σκουρόχρωμο έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Ορισμένα εικονοστοιχεία τα οποία ταξινομήθηκαν στην κατηγορία αυτή, βάσει των δεδομένων ελέγχου ανήκουν στις σταθερές κατηγορίες από τις οποίες απαρτίζεται η κατηγορία μεταβολής (έδαφος και κτίσμα γκρι). Δεδομένου του αρκετά χαμηλού ποσοστού που έλαβε ο δείκτης για την συγκεκριμένη κατηγορία, έγινε περαιτέρω διερεύνηση των δειγμάτων της για χονδροειδή σφάλματα, χωρίς όμως να βρεθούν τέτοια.

β) Ποσοστό 91%-94% σταθερές κατηγορίες όπως άμμος, έδαφος, βράχος. Ορισμένα εικονοστοιχεία που ταξινομήθηκαν στην κλάση αυτή βάσει των δεδομένων ελέγχου ανήκουν σε άλλες φασματικά παρόμοιες σταθερές κατηγορίες π.χ. έδαφος άλλου τύπου κτίσμα γκρι.

Παρατηρείται ότι οι αστοχίες σχετίζονται κυρίως με σταθερές κατηγορίες ή κατηγορίες μεταβολών που δεν αποτελούν αντικείμενο ενδιαφέροντος αφού δεν σχετίζονται με εμφάνιση νέων κτισμάτων.

Στο 2^ο dataset οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's accuracy) ανά κατηγορία κυμάνθηκαν από 91% έως 100%. Η συνολική ακρίβεια (Overall accuracy) υπολογίσθηκε ίση με 99.24%. Και στην περίπτωση αυτή, διαπιστώνονται σημαντικές βελτιώσεις σε σχέση με τις τιμές που έλαβαν οι δείκτες του προηγούμενου πειράματος.

Ειδικότερα:

Για **τον πρώτο δείκτη** (Producer's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 97% έως 100%.

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 97%, συγκέντρωσε η κατηγορία μεταβολής όπως από σκουρόχρωμο έδαφος κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Ορισμένα εικονοστοιχεία από τα δεδομένα ελέγχου της κατηγορίας αυτής ταξινομήθηκαν σε παρόμοιες φασματικά κατηγορίες μεταβολής όπως από σκουρόχρωμο έδαφος κτίσμα πλακοσκεπές λευκό.

Δεν διαπιστώθηκαν σημαντικά σφάλματα στις υπόλοιπες κατηγορίες κάλυψης γης.

Για **τον δεύτερο δείκτη** (User's accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 91% έως 100%.

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 91%, έλαβε η κατηγορία μεταβολής από ανοιχτόχρωμο έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Ορισμένα εικονοστοιχεία τα οποία ταξινομήθηκαν στην κατηγορία αυτή, βάσει των δεδομένων ελέγχου ανήκουν στην σταθερή κατηγορία του ανοιχτόχρωμου εδάφους. Η διαπίστωση αυτή επιβεβαιώνεται και από την μετέπειτα ποιοτική αξιολόγηση κατά την οποία παρατηρήθηκαν λίγες περιπτώσεις (σημαντικά μειωμένες σε σχέση με τα προηγούμενα πειράματα) όπου το έδαφος ταξινομήθηκε ψευδώς ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα.

β) Ποσοστό 94% έλαβε η κατηγορία μεταβολής από σκουρόχρωμο έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές γκρι. Ορισμένα εικονοστοιχεία τα οποία ταξινομήθηκαν στην κατηγορία αυτή, βάσει των δεδομένων ελέγχου ανήκουν στην κατηγορία μεταβολής από σκουρόχρωμο έδαφος σε ανοιχτόχρωμο έδαφος. Ομοίως, με πριν, η διαπίστωση αυτή επιβεβαιώνεται και από την μετέπειτα ποιοτική αξιολόγηση κατά την οποία παρατηρήθηκαν σε μικρή έκταση περιπτώσεις όπου μεταβολές στο χρώμα του εδάφους ταξινομήθηκαν ψευδώς ως μεταβολές από έδαφος σε κτίσμα.

γ) Ποσοστό 97% έλαβε η κατηγορία μεταβολής από τσιμέντο σε κτίσμα κεραμοσκεπές λευκό. Ορισμένα εικονοστοιχεία τα οποία ταξινομήθηκαν στην κατηγορία αυτή, βάσει των δεδομένων ελέγχου ανήκουν στην σταθερή κατηγορία της ασφάλτου. Η περιγραφόμενη επικάλυψη επιβεβαιώθηκε και κατά τον ποιοτικό έλεγχο.

4.3.2 Ποιοτική αξιολόγηση

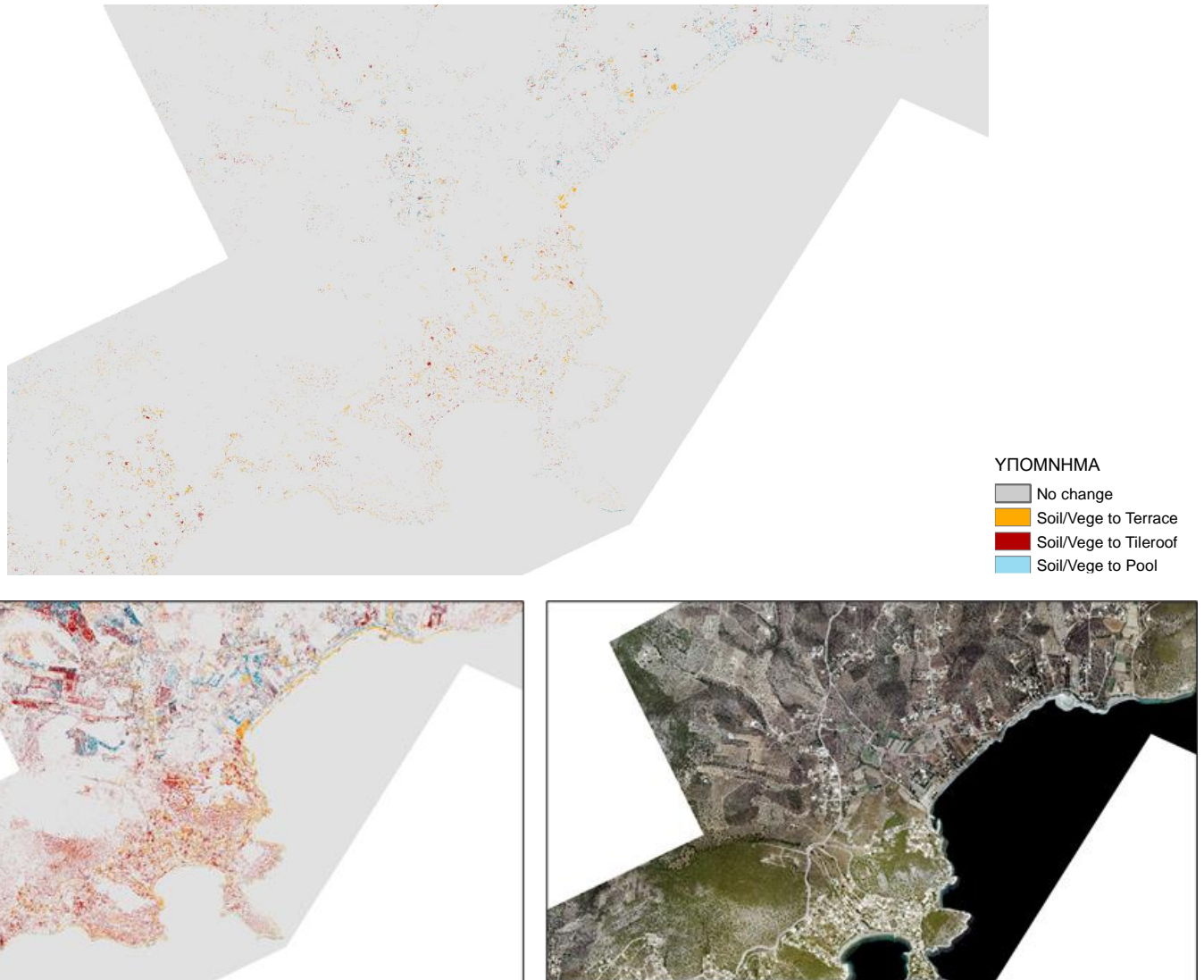
Στο παρόν υποκεφάλαιο αυτό, οπτικοποιούνται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης και στη συνέχεια αναλύονται φωτοερμηνευτικά τα αποτελέσματα για καθένα από τα δύο datasets. Η δημιουργία των χαρτών πρόβλεψης έγινε βάσει του ταξινομητή ο οποίος εκπαιδεύτηκε με το 70% των δεδομένων αναφοράς. Στη συνέχεια παρουσιάζονται αποσπάσματα των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης για τα δύο datasets. Η απεικόνιση που παρουσιάζεται, περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση/κάλυψη χωρίς κτίσμα σε κάλυψη με κτίσμα/πισίνα. Όλες οι υπόλοιπες κατηγορίες (σταθερές και μη-ενδιαφέροντος) ομαδοποιήθηκαν και χαρακτηρίστηκαν ως κατηγορία μη-αλλαγής (no change). Για την ποιοτική αξιολόγηση του καθενός από τα δύο datasets παρουσιάζονται στο πείραμα αυτό: απόσπασμα ορθοεικόνας για τον εντοπισμό της περιοχής, το αποτέλεσμα της πρόβλεψης του 3ου πειράματος με την παραπάνω περιγραφόμενη ομαδοποίηση των κατηγοριών για την ευκολότερη ερμηνεία των αποτελεσμάτων (Εικόνα 20), το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του 1ου πειράματος για συγκριτική αξιολόγηση. Συνολικά τα αποτελέσματα της πρόβλεψης είναι αρκετά αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας. Τα σφάλματα που επισημάνθηκαν σε προηγούμενα πειράματα έχουν σε σημαντικό βαθμό μειωθεί.

4.3.2.1 Ποιοτική αξιολόγηση 1ου dataset

Συνολικά τα αποτελέσματα της πρόβλεψης είναι αρκετά αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας. Τα σφάλματα που επισημάνθηκαν σε προηγούμενα πειράματα έχουν σε σημαντικό βαθμό μειωθεί. Παρατηρείται σημαντική μείωση του θορύβου, γεγονός που συμβάλλει στην ανάδειξη των πραγματικών μεταβολών στη δόμηση.

Βάσει του χάρτη πρόβλεψης μπορούν να επισημανθούν τα εξής:

- i. Τα δεδομένα εκπαίδευσης, σχεδόν στο σύνολό τους ταξινομήθηκαν στη σωστή κατηγορία μεταβολής.
- ii. Παρατηρήθηκε επιτυχής ανίχνευση πολλών νέων κτισμάτων.
- iii. Παρατηρείται σημαντική μείωση του θορύβου. Ο θόρυβος που απομένει προέρχεται από χαρακτηρισμό σταθερών κατηγοριών ως ανίχνευση νέων κτισμάτων, όπως προκύπτει άλλωστε και από την ποιοτική αξιολόγηση (Εικόνα 21).



Εικόνα 20: 1^ο Dataset: Χάρτης μεταβολών 3^{ου} πειράματος (πάνω), Χάρτης μεταβολών 1^{ου} πειράματος (κάτω αριστερά), Ορθοεικόνα (κάτω δεξιά)

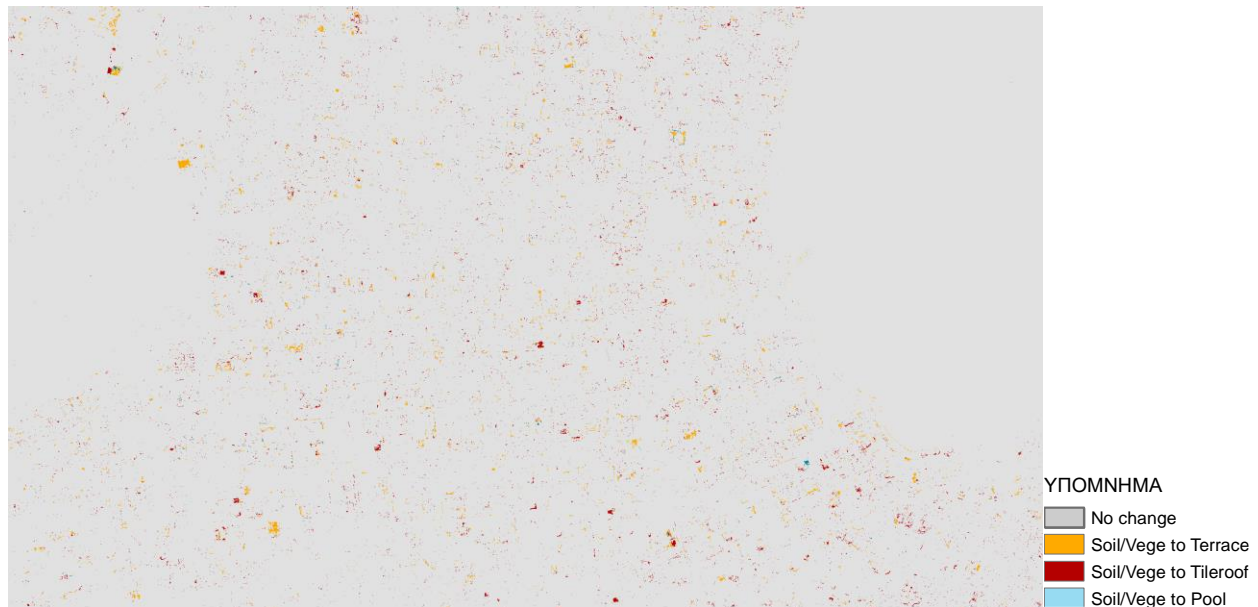


Εικόνα 21: Ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος και πισίνας, 1^ο dataset, 3^ο πείραμα

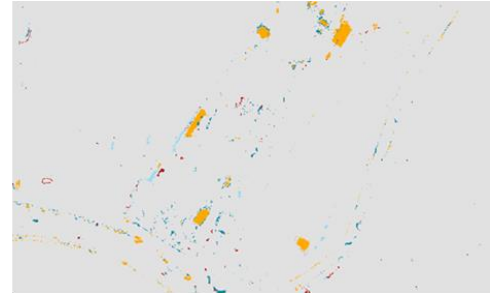
4.3.2.2 Ποιοτική αξιολόγηση 2^{ου} dataset

Τα αποτελέσματα της πρόβλεψης καλύψεων γης και ανίχνευσης μεταβολών είναι αρκετά αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας και στο 2^ο dataset. Τα σφάλματα που επισημάνθηκαν σε προηγούμενα πειράματα έχουν σε σημαντικό βαθμό μειωθεί. Όπως και στο 1^ο dataset παρατηρείται σημαντική μείωση του θορύβου και ανάδειξη των ορθών μεταβολών στη δόμηση. Βάσει των χαρτών πρόβλεψης μπορούν να επισημανθούν τα εξής:

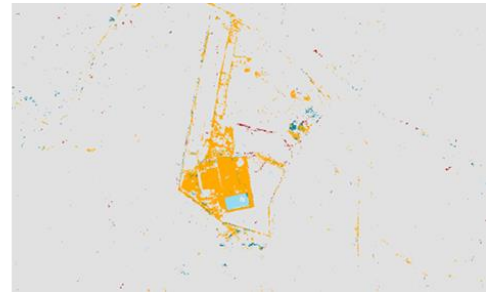
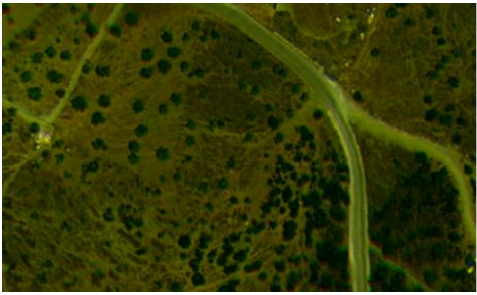
- i. Τα δεδομένα εκπαίδευσης, σχεδόν στο σύνολό τους ταξινομήθηκαν στη σωστή κατηγορία μεταβολής.
- ii. Παρατηρήθηκε επιτυχής ανίχνευση πολλών νέων κτισμάτων
- iii. Παρατηρείται σημαντική μείωση του θορύβου. Ο θόρυβος που απομένει προέρχεται από τη σύγχυση ορισμένων σταθερών κατηγοριών ή κατηγοριών μεταβολής μη ενδιαφέροντος με κατηγορίες ενδιαφέροντος παρόμοιας φασματικής συμπεριφοράς. (Εικόνα 22).



Εικόνα 22: 2^ο Dataset: Χάρτης μεταβολών 3^{ου} πειράματος (πάνω), Χάρτης μεταβολών 1^{ου} πειράματος (κάτω αριστερά), Ορθοεικόνα (κάτω δεξιά)



Εικόνα 23: Από αριστερά προς δεξιά: Δορυφορική εικόνα (2011), Ορθοεικόνα (2015-2016), ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων, μικρή ύπαρξη θορύβου



Εικόνα 24: Από αριστερά προς δεξιά: Δορυφορική εικόνα (2011), Ορθοεικόνα (2015-2016), ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος και πισίνας

4.4 Τέταρτο Πείραμα – Ομαδοποίηση Κατηγοριών

Στο τέταρτο πείραμα, πραγματοποιήθηκε ομαδοποίηση (aggregation) των 46 κατηγοριών κάλυψης γης σε 16 νέες κατηγορίες με παρόμοια φασματική υπογραφή. Δόθηκε προσοχή προκειμένου να μην συγχωνευθούν μεταξύ τους κατηγορίες σταθερές ή μη ενδιαφέροντος με άλλες κατηγορίες ενδιαφέροντος (μεταβολές σε κτίσμα). Ακολούθησε η δημιουργία νέων εικόνων δεδομένων αναφοράς (label images) με βάση τις νέες κατηγορίες. Δεν πραγματοποιήθηκε λήψη νέων δειγμάτων ανά κατηγορία. Πραγματοποιήθηκε εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest, με το 70% των δεδομένων αναφοράς. Ακολούθησε η ποσοτική και τέλος η ποιοτική αξιολόγηση των αποτελεσμάτων.

Πίνακας 16: Ομαδοποίηση κατηγοριών

Νέα Κατηγορία	Είδος Κατηγορίας	Αρχική Κατηγορία
Soil	Σταθερή	Asphalt
		BareRock
		Sand
		SoilDark
		SoilLight
		SoilDark_Asphalt
		SoilDark_Photovoltaic
		SoilDark_SoilLight
Soil to Terrace	Μεταβολή Ενδιαφέροντος	SoilLight_SoilDark
		Cement_TerraceWhite
		SoilDark_Blueroof
		SoilDark_TerraceGray
		SoilDark_TerraceWhite
Soil to Tilerroof	Μεταβολή Ενδιαφέροντος	SoilLight_TerraceGray
		SoilLight_TerraceWhite
		Cement_Tilerroof
Soil to Vege	Μεταβολή μη- ενδιαφέροντος	SoilDark_Tilerroof
		SoilLight_Tilerroof
Soil to Pool	Μεταβολή Ενδιαφέροντος	SoilDark_VegeSparse
		SoilLight_VegeSparse
Terrace	Σταθερή	SoilDark_Pool
		TerraceGray
		TerraceWhite
		TerraceGray_Photovoltaic
		TerraceGray_TerraceWhite
		TerraceWhite_Photovoltaic
Terrace to Tilerroof	Μεταβολή μη- ενδιαφέροντος	TerraceWhite_TerraceGray
		TerraceGray_Tilerroof
Tilerroof	Σταθερή	TerraceWhite_Tilerroof
		Tilerroof
Tilerroof to Soil	Μεταβολή μη- ενδιαφέροντος	Tilerroof_SoilLight
Tilerroof to Terrace	Μεταβολή μη- ενδιαφέροντος	Tilerroof_TerraceWhite
Vege	Σταθερή	VegeDense
		VegeSparse
Vege to Soil	Μεταβολή μη- ενδιαφέροντος	VegeDense_SoilDark
		VegeDense_SoilLight
		VegeSparse_SoilDark
		VegeSparse_SoilLight
Vege to Terrace	Μεταβολή Ενδιαφέροντος	VegeDense_TerraceGray
		VegeDense_TerraceWhite
		VegeSparse_TerraceWhite
Vege to Tilerroof	Μεταβολή Ενδιαφέροντος	VegeDense_Tilerroof
		VegeSparse_Tilerroof
Vege to Pool	Μεταβολή Ενδιαφέροντος	VegeDense_Pool
Waterbodies	Σταθερή	Pool
		Waterbodies

4.4.1 Ποσοτική αξιολόγηση

Για κάθε έναν από τα δύο datasets και για το λόγο δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου που επιλέχθηκε (70% αυτών αξιοποιήθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης και 30% χρησιμοποιήθηκαν για τον έλεγχο του ταξινομητή) δημιουργήθηκαν οι σχετικοί πίνακες σύγχυσης (Πίνακας 17, Πίνακας 18) οι οποίοι αναλύθηκαν ποσοτικά. Τα αποτελέσματα της μελέτης παρουσιάζονται στη συνέχεια.

Στο 1^ο dataset οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer’s accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User’s accuracy) ανά κατηγορία κυμάνθηκαν από 92% έως 100%. Η συνολική ακρίβεια (Overall accuracy) της υπολογίσθηκε ίση με 99.33%. Με την ομαδοποίηση των κατηγοριών παρατηρείται σχετική αύξηση των τιμών των μέτρων αξιολόγησης, παρά το γεγονός ότι δεν λήφθηκαν νέα δείγματα δεδομένων αναφοράς.

Για τον πρώτο δείκτη (Producer’s accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 98% έως 100% και δεν παρατηρήθηκαν σημαντικές επικαλύψεις μεταξύ των διάφορων κατηγοριών.

Για το δεύτερο δείκτη οι τιμές των μέτρων αξιολόγησης κυμάνθηκαν από 92% έως 100%. Παρατηρείται δηλαδή σχετική αύξησή τους σε σχέση με τις αντίστοιχες του προηγούμενου πειράματος.

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 92%, έλαβε η σταθερή κατηγορία μεταβολής κτίσματος πλακοσκεπούς στην οποία ενσωματώθηκαν σταθερές κατηγορίες αντίστοιχων κτισμάτων γκρι/λευκών ή μεταβολές από κτίσμα πλακοσκεπές ενός χρώματος σε ένα άλλο. Ορισμένα από τα εικονοστοιχεία που ταξινομήθηκαν στην κατηγορία αυτή, βάσει των δεδομένων ελέγχου ανήκουν στην κατηγορία εδάφους. Η επικάλυψη αποδίδεται στην παρόμοια φασματική υπογραφή ορισμένων από τις κατηγορίες που συγχωνεύθηκαν όπως για παράδειγμα του κτίσματος λευκού/γκρι με την ασφαλτο/βράχο.

β) Ποσοστό 93% έλαβε η κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα ορισμένα εικονοστοιχεία της οποίας, έπρεπε να ταξινομηθούν ως έδαφος βάσει των δεδομένων ελέγχου. Το αποτέλεσμα αυτό επιβεβαιώνεται και από την μικρή ύπαρξη θορύβου του σχετικού χάρτη πρόβλεψης στον οποίο, ορισμένα εικονοστοιχεία εδάφους/ασφάλτου ταξινομήθηκαν ως μεταβολές σε κτίσμα.

Σε κάθε περίπτωση, παρατηρείται ότι τα χαμηλότερα αποτελέσματα σχετίζονται με σταθερές κατηγορίες ή κατηγορίες μεταβολών που δεν αποτελούν αντικείμενο ενδιαφέροντος αφού δεν σχετίζονται με εμφάνιση νέων κτισμάτων.

Πίνακας 17: Ποσοτική αξιολόγηση 1^{ου} dataset, 4^{ου} πειράματος

	Soil	Soil to Terrace	Soil to Tilerroof	Soil to Vege	Terrace	Terrace to Tilerroof	Tilerroof	Tilerroof to Soil	Tilerroof to Terrace	Vege	Vege to Soil	Vege to Terrace	Vege to Tilerroof	Vege to Waterbodies	Waterbodies	sum	PA
Soil	80618	97	23	1	476	7	0	1	0	0	2	0	0	0	0	81225	0.99
Soil to Terrace	0	1308	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1310	1
Soil to Tilerroof	2	0	1255	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1261	1
Soil to Vege	0	0	0	851	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	851	1
Terrace	16	8	2	0	5150	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5176	0.99
Terrace to Tilerroof	0	0	12	0	0	879	0	0	0	0	0	0	0	0	0	891	0.99
Tilerroof	0	0	0	0	0	0	1573	0	0	0	0	0	0	0	0	1573	1
Tilerroof to Soil	0	0	0	0	0	0	0	287	1	0	0	0	0	0	0	288	1
Tilerroof to Terrace	0	0	0	0	0	0	0	0	270	0	0	0	0	0	0	270	1
Vege	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1689	4	0	0	0	0	1693	1
Vege to Soil	0	0	2	0	0	2	0	0	0	1354	3	1	0	0	0	1362	0.99
Vege to Terrace	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	650	0	0	0	0	651	1
Vege to Tilerroof	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	438	0	0	0	440	1
Vege to Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	55	0	0	55	1
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2751	0	2751	1
sum	80636	1413	1296	852	5627	892	1573	288	272	1689	1361	653	439	55	2751	kappa: 0.98	
UA	1	0.93	0.97	1	0.92	0.99	1	1	0.99	1	0.99	1	1	1	1	0.99	OA: 0.99

Στο 2^ο dataset οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer’s accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User’s accuracy) ανά κατηγορία κυμάνθηκαν από 96% έως 100%. Η συνολική ακρίβεια της ταξινόμησης υπολογίσθηκε ίση με 99.56%. Και στο δεύτερο dataset, με την

ομαδοποίηση των κατηγοριών παρατηρείται σχετική αύξηση των τιμών των μέτρων αξιολόγησης, παρά το γεγονός ότι δεν λήφθηκαν νέα δείγματα δεδομένων αναφοράς. Ειδικότερα: Για τον **πρώτο δείκτη** (Producer’s accuracy) τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 99% έως 100% και δεν παρατηρήθηκαν σημαντικές επικαλύψεις μεταξύ των διάφορων κατηγοριών. Για τον **δεύτερο δείκτη (User’s accuracy)** τα αποτελέσματα κυμάνθηκαν από 91% έως 100%. Παρατηρείται δηλαδή σχετική αύξησή τους σε σχέση με τις αντίστοιχες του προηγούμενου πειράματος.

α) Το χαμηλότερο ποσοστό, δηλαδή 96%, έλαβε η κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές ορισμένα εικονοστοιχεία της οποίας, έπρεπε να ταξινομηθούν ως έδαφος βάσει των δεδομένων ελέγχου. Το αποτέλεσμα αυτό επιβεβαιώνεται και από την μικρή ύπαρξη θορύβου του σχετικού χάρτη πρόβλεψης στον οποίο, ορισμένα εικονοστοιχεία εδάφους/ασφάλτου ταξινομήθηκαν ως μεταβολές σε κτίσμα κεραμοσκεπές.

Πίνακας 18: Ποσοτική αξιολόγηση 2^{ου} dataset, 4^{ου} πειράματος

	Soil	Soil to Terrace	Soil to Tilerroof	Soil to Vege	Soil to Waterbodies	Terrace	Terrace to Tilerroof	Tilerroof	Tilerroof to Terrace	Vege	Vege to Soil	Vege to Terrace	Vege to Tilerroof	Waterbodies	sum	PA
Soil	51798	100	47	0	0	65	0	1	0	53	14	4	0	0	52082	0.99
Soil to Terrace	2	4898	0	0	0	19	0	0	0	0	0	4	0	0	4923	0.99
Soil to Tilerroof	0	0	1252	0	0	1	6	0	0	0	0	0	1	0	1260	0.99
Soil to Vege	0	0	0	519	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	519	1
Soil to Waterbodies	0	0	0	0	270	0	0	0	0	0	0	0	0	0	270	1
Terrace	2	6	0	0	0	6085	0	0	0	5	0	1	0	0	6099	1
Terrace to Tilerroof	0	0	1	0	0	0	836	0	0	0	0	0	0	0	837	1
Tilerroof	0	0	0	0	0	0	0	3756	0	0	0	0	0	0	3756	1
Tilerroof to Terrace	0	0	0	0	0	0	0	0	142	0	0	0	0	0	142	1
Vege	2	0	3	0	0	0	0	0	0	4116	0	0	0	0	4121	1
Vege to Soil	2	0	3	0	0	1	0	0	0	3	2433	0	2	0	2444	1
Vege to Terrace	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	2	1082	0	0	1087	1
Vege to Tilerroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	131	0	131	1
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1967	1967	1
sum	51806	5004	1306	519	270	6174	842	3757	142	4177	2449	1091	134	1967	kappa: 0.99	
UA	1	0.98	0.96	1	1	0.99	0.99	1	1	0.99	0.99	0.99	0.98	1	OA: 1	

4.4.2 Ποιοτική αξιολόγηση

Στο παρόν υποκεφάλαιο, οπτικοποιούνται τα αποτελέσματα της ταξινόμησης και στη συνέχεια αναλύονται φωτοερμηνευτικά τα αποτελέσματα για καθένα από τα δυο datasets.

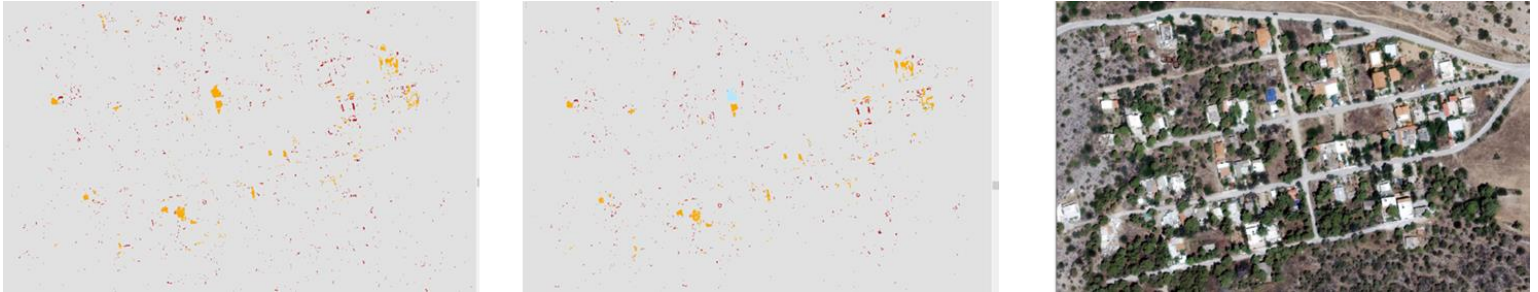
Η δημιουργία των χαρτών πρόβλεψης έγινε βάσει του ταξινομητή ο οποίος εκπαιδεύτηκε με το 70% των δεδομένων αναφοράς. Στη συνέχεια παρουσιάζονται αποσπάσματα των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης για τα δύο datasets. Η απεικόνιση που παρουσιάζεται, περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση σε κτίσμα/πισίνα. Όλες οι υπόλοιπες κατηγορίες (σταθερές και μη-ενδιαφέροντος) ομαδοποιήθηκαν για τις ανάγκες της οπτικοποίησης και χαρακτηρίστηκαν ως κατηγορία μη-αλλαγής (no change).

Συνολικά τα αποτελέσματα της πρόβλεψης είναι αρκετά αντιπροσωπευτικά της πραγματικότητας. Ποιοτικά, δεν παρατηρούνται σημαντικές αλλαγές σε σχέση με τον χάρτη πρόβλεψης του προηγούμενου πειράματος (3^{ου}). Ωστόσο διαπιστώθηκε μία περαιτέρω μικρή μείωση του θορύβου λόγω εσφαλμένων ταξινομήσεων σταθερών κατηγοριών, ως μεταβολές.

Για τον λόγο αυτό, κρίνεται σκόπιμο να παρουσιασθούν: το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του παρόντος, 4^{ου} πειράματος, το αποτέλεσμα της πρόβλεψης του προηγούμενου (3^{ου} πειράματος) για συγκριτική αξιολόγηση, απόσπασμα ορθοεικόνα για τον εντοπισμό της περιοχής (Εικόνα 25).

4.4.2.1 Ποιοτική αξιολόγηση 1ου dataset

Το ποιοτικό αποτέλεσμα της πρόβλεψης κατηγοριών κάλυψης του 1^ο dataset κρίνεται ικανοποιητικό. Δεν παρατηρούνται σημαντικές αλλαγές (π.χ. νέες ανιχνεύσεις ή μείωση του θορύβου σε σχέση με το προηγούμενο πείραμα).



Εικόνα 25: Από αριστερά προς δεξιά: Χάρτης πρόβλεψης 4^{ου} πειράματος, χάρτης πρόβλεψης 3^{ου} πειράματος, ορθοεικόνα (2015-2016)

4.4.2.2 Ποιοτική αξιολόγηση 2ου dataset

Το ποιοτικό αποτέλεσμα της πρόβλεψης κατηγοριών κάλυψης στο 2ο dataset κρίνεται αρκετά ικανοποιητικό. Παρατηρείται επιπλέον μείωση του θορύβου του χάρτη που οφείλεται σε λάθος ταξινομήσεις και πλέον αναδεικνύονται κυρίως οι μεταβολές από καλύψεις γης όπως το έδαφος και η βλάστηση σε κτίσμα (Εικόνα 26).



Εικόνα 26: Από αριστερά προς δεξιά: Χάρτης πρόβλεψης 4^{ου} πειράματος, χάρτης πρόβλεψης 3^{ου} πειράματος, ορθοεικόνα (2015-2016)

4.5 Συγκριτική Αξιολόγηση

Στο υποκεφάλαιο αυτό πραγματοποιείται σύγκριση των αποτελεσμάτων σε ποσοτικό και ποιοτικό επίπεδο με παράθεση συγκριτικών πινάκων, διαγραμμάτων και οπτικών παραδειγμάτων.

4.5.1 Συγκριτική Ποσοτική αξιολόγηση

Αρχικά πραγματοποιήθηκε ποσοτική συγκριτική αξιολόγηση των πειραμάτων για τους δείκτες συνολικής ακρίβειας (Overall accuracy) και Δείκτη kappa (Kappa index) (Πίνακας 19). Από την σύγκριση των πειραμάτων είναι εμφανής η σταδιακή βελτίωση των τιμών των μέτρων αξιολόγησης από το 1^ο μέχρι το τελευταίο πείραμα. Σε αυτό συνέβαλαν οι σταδιακές διορθώσεις που πραγματοποιήθηκαν κατά τη μετάβαση από το ένα πείραμα στο επόμενο σε συνδυασμό με τη σταδιακή αύξηση του πλήθους των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου.

Πίνακας 19: Συγκριτική ποσοτική αξιολόγηση όλων των πειραμάτων, για τα 2 datasets

	1o dataset				2o dataset			
	1ο πείραμα	2ο πείραμα	3ο πείραμα	4ο πείραμα	1ο πείραμα	2ο πείραμα	3ο πείραμα	4ο πείραμα
Πλήθος εικονοστοιχείων κύβου (pxl)	352779867				503931978			
Πλήθος εικονοστοιχείων εκπαίδευσης (pxl)	40459	49327	166310	232832	48760	81872	135778	185796
Πλήθος εικονοστοιχείων ελέγχου (pxl)	30014	30459	71303	99797	35342	53275	58221	79638
Αναλογία εικονοστοιχείων εκπαίδευσης / συνόλου εικόνας	0.011%	0.014%	0.047%	0.066%	0.010%	0.016%	0.027%	0.037%
Πλήθος κατηγοριών	38	38	39	15	39	40	42	14
Συνολική ακρίβεια (overall accuracy)	61.24%	71.43%	97.66%	99.33%	59.38%	70.50%	99.24%	99.56%
Δείκτης kappa (kappa index)	59.89%	70.07%	97.00%	98%	57.65%	68.99%	99%	99%

Στους Πίνακες 20 και Πίνακας 21 γίνεται για κάθε πείραμα ποσοτική συγκριτική αξιολόγηση των κατηγοριών κάλυψης μέσω παρουσίασης των τιμών των δεικτών User's accuracy και Producer's accuracy. Οι τιμές των δεικτών έχουν παρουσιαστεί και συζητηθεί σε προηγούμενη παράγραφο αναλυτικά. Από την σύγκριση των πειραμάτων είναι εμφανής η σταδιακή βελτίωση (σχεδόν για το σύνολο των κατηγοριών) των μέτρων αξιολόγησης, κυρίως κατά τη μετάβαση από το 2^ο στο 3^ο πείραμα όπου έλαβαν χώρα εκτεταμένες διορθωτικές ενέργειες και διπλασιασμός των δειγμάτων των δεδομένων αναφοράς.

Πίνακας 20: 1^ο dataset - τιμές ποσοτικών δεικτών αξιολόγησης ανά κατηγορία και ανά πείραμα

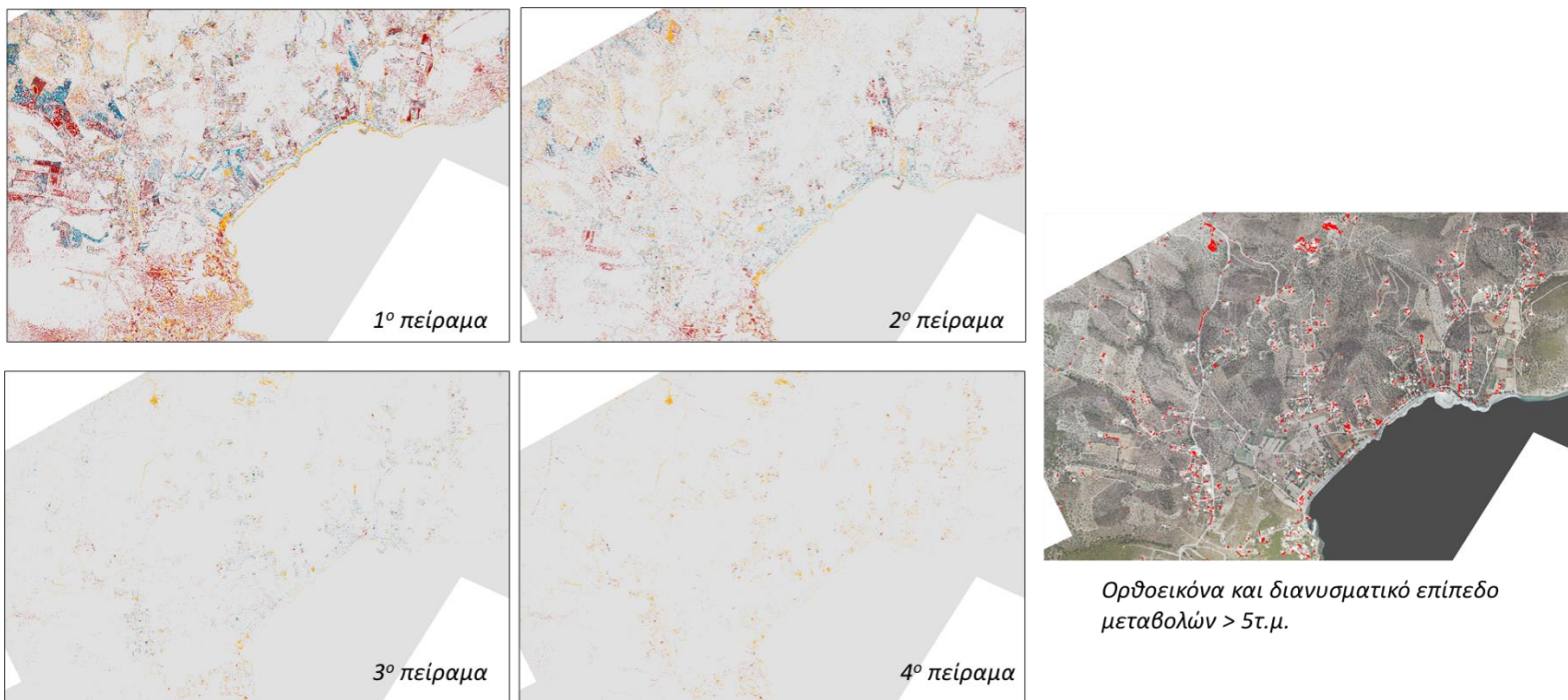
1 ^ο Dataset						
ACCURACY METRICS OF TRAINING-TESTING SETS (%)						
ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ	1 ^ο Πείραμα		2 ^ο Πείραμα		3 ^ο Πείραμα	
	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%
Asphalt	99.67	100	91.37	28.89	99	98
BareRock	99.89	100	95.52	78.23	91	98
Pool	100	100	100	84.43	100	100
Sand	98.57	100	26.64	65.18	91	100
SoilDark	99.65	98.62	77.87	42.55	94	96
SoilLight	95.43	10.22	90.98	32.04	98	96
TerraceGray	98.85	49.52	79.18	69.36	90	97
TerraceWhite	99.81	100	100	100	100	100
Tilerroof	100	50.73	100	94.44	100	100
VegeDense	99.45	99.92	99.69	100	100	100
VegeSparse	99.7	99.7	99.11	93.28	100	100
Waterbodies	100	100	100	99.31	100	100
Cement_Tilerroof	69.21	97.77	97.67	93.68	96	97
SoilDark_Tilerroof	9.35	98.18	75.53	96.82	97	99
SoilDark_Asphalt	100	100	78.02	100	96	92
SoilDark_Bluerroof	100	100	99.12	100	100	100
SoilDark_VegeSparse	100	100	87.85	100	100	100
SoilDark_SoilLight	98.83	24.98	65.87	96.25	98	99
SoilDark_TerraceGray	15.19	100	4.72	97.87	62	100
SoilDark_TerraceWhite	33.62	21.27	19.78	99.25	96	99
SoilLight_Tilerroof	13.98	98.81	66.59	99.66	98	99
SoilLight_VegeSparse	100	100	100	6.63	100	100
TerraceGray_Photovoltaic	96.66	98.17	77.6	99.48	96	99
TerraceGray_TerraceWhite	98.44	29.96	96.31	97.4	99	99
TerraceGray_Tilerroof	96.78	67.92	77.66	91.3	99	98
TerraceWhite_Photovoltaic	21.68	100	100	95.97	99	100
TerraceWhite_TerraceGray	67.79	51.89	99.27	99.13	98	100
TerraceWhite_Tilerroof	78.77	96.97	100	98.86	100	100
Tilerroof_SoilLight	93.2	100	98.61	98.61	100	100
Tilerroof_TerraceWhite	94.44	100	100	100	100	100
SoilLight_SoilDark	100	100	54.09	99.79	100	100
SoilLight_TerraceGray					100	100
SoilLight_TerraceWhite	8.47	99.21	87.94	98.41	90	100
VegeDense_Pool	100	100	100	100	100	100
VegeDense_SoilDark	98.36	98.77	98.98	99.38	100	98
VegeDense_SoilLight	99.16	100	97.11	99.79	100	99
VegeDense_TerraceWhite	92.85	99	92.94	98.64	100	99
VegeDense_Tilerroof	99.77	97.72	95.6	99.09	98	100
VegeSparse_SoilLight	100	100	100	42.55	100	99

Πίνακας 21: 2^ο dataset - τιμές ποσοτικών δεικτών αξιολόγησης ανά κατηγορία και ανά πείραμα

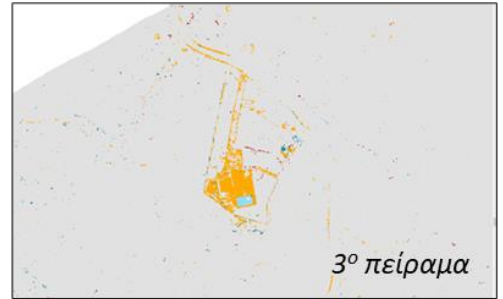
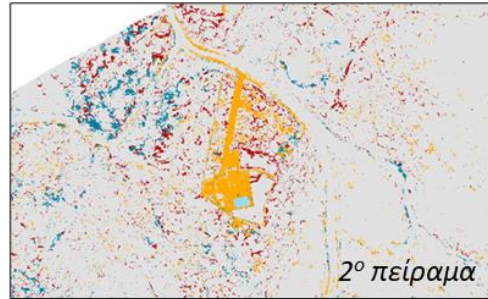
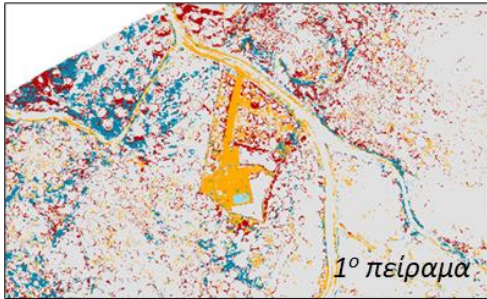
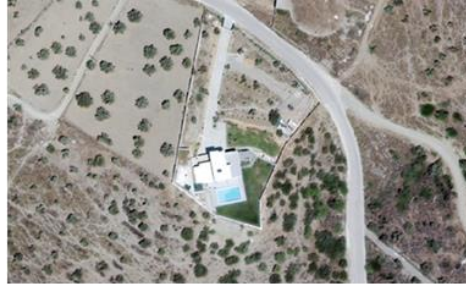
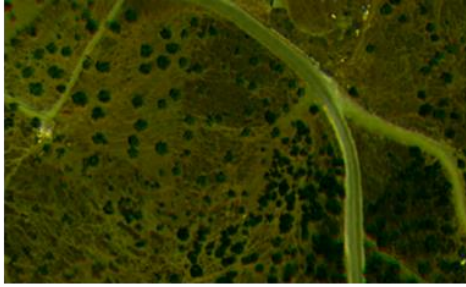
2 ^ο Dataset						
ACCURACY METRICS OF TRAINING-TESTING SETS (%)						
ΚΑΤΗΓΟΡΙΑ	1 ^ο Πείραμα		2 ^ο Πείραμα		3 ^ο Πείραμα	
	UA%	PA%	UA%	PA%	UA%	PA%
Asphalt	61.7	62.34	96.53	100	100	99
BareRock	36.9	100	81.23	98.76	99	100
Pool	100	100	100	86.73	100	100
Sand	94.3	55.75	94.81	42.18	99	100
SoilDark	85.6	90.95	84.24	100	98	99
SoilLight	99.5	10.2	87.77	52.82	100	99
TerraceGray	36.4	13.66	68.53	98.26	98	99
TerraceWhite	93.9	65.49	93.94	100	99	100
Tilerroof	99.9	79.18	99.45	100	100	100
VegeDense	100	100	95.01	99.41	100	100
VegeSparse	100	98.58	92.82	100	98	100
Waterbodies	100	92.58	100	100	100	100
Cement_TerraceWhite	20.8	100	31.43	98.76	97	98
Cement_Tilerroof	29.8	100	40.63	86.73	100	100
SoilDark_Tilerroof	5.94	59.3	11.37	42.18	94	100
SoilDark_Asphalt	98.1	100	70	100	99	99
SoilDark_VegeSparse	100	98.95	100	52.82	99	100
SoilDark_Photovoltaic	98.7	100	97.3	98.26	100	99
SoilDark_Pool	88	100	100	100	100	100
SoilDark_SoilLight	76.5	24.18	79.02	100	99	98
SoilDark_TerraceGray	81.1	98.44	35.74	99.41	98	97
SoilDark_TerraceWhite	44.5	99.31	50.2	100	98	99
SoilLight_Tilerroof	6.15	100	19.82	100	100	100
SoilLight_VegeSparse	100	100	95.38	98.76	100	100
TerraceGray_Photovoltaic	30.8	100	98.86	86.73	100	100
TerraceGray_TerraceWhite	99.2	38.43	89.47	42.18	99	100
TerraceGray_Tilerroof	99.5	20.71	89.65	100	100	100
TerraceWhite_TerraceGray	100	1.69	98.54	52.82	100	99
TerraceWhite_Tilerroof	100	100	100	98.26	100	100
Tilerroof_TerraceWhite					100	100
SoilLight_SoilDark	97.4	100	76.05	100	100	100
SoilLight_TerraceGray	15.3	99.38	27.51	100	91	100
SoilLight_TerraceWhite	80.5	99.52	41.06	99.41	98	99
VegeDense_SoilDark					100	100
VegeDense_SoilLight	100	13.01	98.61	100	99	99
VegeDense_TerraceGray	100	97.62	42.42	100	98	98
VegeDense_TerraceWhite			98.1	98.76	98	99
VegeDense_Tilerroof	23.2	96.52	15.54	86.73	98	100
VegeSparse_SoilDark	85.9	100	76.36	42.18	100	100
VegeSparse_SoilLight	97.9	100	98.94	100	100	100
VegeSparse_TerraceWhite	31.7	99.88	72.6	52.82	99	99
VegeSparse_Tilerroof	100	100	90.9	98.26	100	100

4.5.2 Συγκριτική Ποιοτική αξιολόγηση

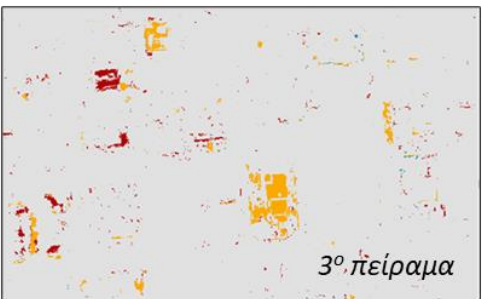
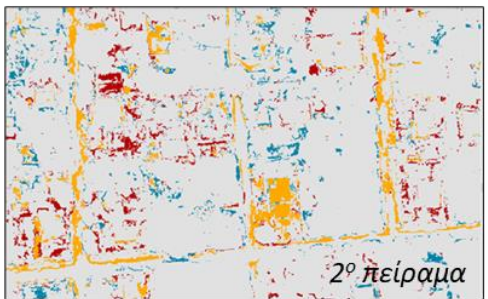
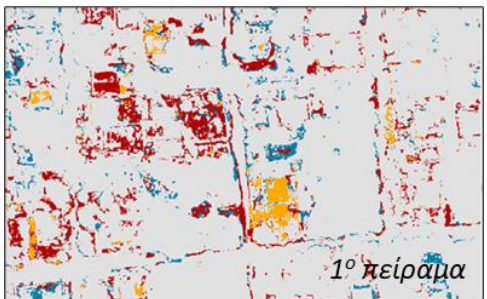
Σε αυτή την ενότητα, παρουσιάζονται ορισμένα οπτικά παραδείγματα (Εικόνα 27) για να γίνει κατανοητή η εξέλιξη στην απόδοση της χαρτογράφησης με τη διαδοχική υλοποίηση των διαφορετικών πειραμάτων και τη σταδιακή βελτίωση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης. Απεικονίζεται τμήμα της περιοχής μελέτης με περιαστική και αγροτική δόμηση. Στην Εικόνα 27 διακρίνεται η σταδιακή βελτίωση του αποτελέσματος της ταξινόμησης και κατ' επέκταση μείωση του θορύβου στον χάρτη πρόβλεψης η οποία ευνοεί την ανάδειξη των μεταβολών ενδιαφέροντος δηλαδή τις μεταβολές από έδαφος/βλάστηση σε κτίσμα/πυρίνα. Στην Εικόνα 28 παρουσιάζεται παράδειγμα ορθής ανίχνευσης μεταβολής νέου κτίσματος. Παρατηρείται σημαντική μείωση του θορύβου του χάρτη η οποία προήλθε από τη λανθασμένη ταξινόμηση του εδάφους ως κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε κτίσμα. Στην Εικόνα 29 παρουσιάζεται η ανίχνευση νέων κτισμάτων σε αστική περιοχή.



Εικόνα 27: Βελτίωση της χαρτογράφησης από το 1^ο μέχρι το 4^ο πείραμα



Εικόνα 28: Βελτίωση της χαρτογράφησης ανίχνευσης νέου κτίσματος



Εικόνα 29: Βελτίωση της χαρτογράφησης ανίχνευσης νέων κτισμάτων

5 ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ

Η παρούσα εργασία είχε ως στόχο την ανάπτυξη μεθοδολογίας με σκοπό την αυτόματη ανίχνευση μεταβολών για τον έλεγχο της δόμησης. Για το λόγο αυτό επιλέχθηκε να μελετηθεί τμήμα της νήσου Σαλαμίνας ως προς τις μεταβολές που έλαβαν χώρα ανάμεσα στα έτη 2011 και 2015-2016. Σύμφωνα με την προτεινόμενη μεθοδολογία έγινε συνδυαστική χρήση κατηγοριών καλύψεων γης και μεταβολών για την κατάλληλη εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest. Αρχικά, υλοποιήθηκαν δοκιμές για διάφορες τιμές των παραμέτρων του μοντέλου (αναλογία δεδομένων εκπαίδευσης-ελέγχου). Ακολούθως, πραγματοποιήθηκαν τέσσερα διαδοχικά πειράματα. Τα πρώτα δύο πειράματα διενεργήθηκαν με λόγο δεδομένων εκπαίδευσης/ελέγχου 60%-40% ενώ τα δύο τελευταία με λόγο 70%-30%. Συμπεραίνεται ότι, η μεθοδολογία που προτείνεται μπορεί να οδηγήσει μετά από συστηματικό έλεγχο, παραμετροποίηση και αξιολόγηση στον επαρκή έλεγχο των μεταβολών στη δόμηση με υψηλής ανάλυσης τηλεπισκοπικά δεδομένα. Σε κάθε πείραμα πραγματοποιήθηκε αναγνώριση των προβλημάτων και σφαλμάτων της ταξινόμησης τόσο κατά την ποσοτική όσο και κατά την ποιοτική αξιολόγηση. Στη συνέχεια έγινε διόρθωση και κυρίως λήψη νέων δεδομένων αναφοράς ιδίως στις περιοχές που εντοπίστηκαν λανθασμένες ταξινομήσεις εκ νέου εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest. Ιδιαίτερη προσοχή δόθηκε στην αναγνώριση του είδους των επικαλύψεων ανάμεσα στις κατηγορίες μεταβολών ενδιαφέροντος με άλλες (μη ενδιαφέροντος ή σταθερές).

Από την σύγκριση των πειραμάτων προκύπτει εμφανώς η σταδιακή βελτίωση των τιμών των μέτρων αξιολόγησης από το πρώτο μέχρι το τελευταίο πείραμα. Στη βελτίωση αυτή συνέβαλαν οι προαναφερθείσες σταδιακές διορθώσεις που πραγματοποιήθηκαν κατά τη μετάβαση από το ένα πείραμα στο επόμενο, σε συνδυασμό με τη σταδιακή αύξηση του πλήθους των δεδομένων εκπαίδευσης. Σε κάθε ένα dataset παρατηρήθηκε ποσοτική αύξηση της συνολικής ακρίβειας της ταξινόμησης από το 60% του 1^{ου} πειράματος περίπου στο 98% του τελευταίου. Η ίδια σταδιακή βελτίωση προκύπτει και από την συγκριτική ανάλυση των τιμών των μέτρων αξιολόγησης (User's accuracy, Producer's accuracy) ανά κατηγορία κάλυψης. Οι επικαλύψεις που παρατηρήθηκαν ανάμεσα στις διάφορες κατηγορίες κάλυψης γης στο 1^ο και 2^ο πείραμα, διορθώθηκαν σε σημαντικό βαθμό στο 3^ο και 4^ο πείραμα. Κατά βάση οι επικαλύψεις αποδίδονται είτε στη φασματική ομοιότητα μεταξύ ορισμένων κατηγοριών (αν πρόκειται για σταθερές κατηγορίες), είτε (για τις κατηγορίες μεταβολής) στην παρόμοια φασματική υπογραφή των επιμέρους κατηγοριών από τις οποίες απαρτίζεται μία κλάση, με άλλες. Η προτεινόμενη μεθοδολογική προσέγγιση κρίθηκε ικανοποιητική και κατόπιν του ποιοτικού ελέγχου της ταξινόμησης. Παρατηρήθηκε σταδιακή σημαντική μείωση του θορύβου στους χάρτες πρόβλεψης ο οποίος δημιουργήθηκε

κυρίως λόγω λανθασμένων ταξινομήσεων σταθερών κατηγοριών, ως μεταβολές ενδιαφέροντος (π.χ. η εκτεταμένη ταξινόμηση του εδάφους ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές/πλακοσκεπές). Η τελική, σημαντική μείωση του θορύβου οδήγησε στην ανάδειξη των ορθών ανιχνεύσεων μεταβολών ανάμεσα στις δύο ημερομηνίες ελέγχου. Συμπληρωματικά των παραπάνω, στην επίτευξη του τελικού ικανοποιητικού αποτελέσματος, συνέβαλλε η αποτελεσματική προεξεργασία των τηλεπισκοπικών δεδομένων (ατμοσφαιρική διόρθωση, ελαχιστοποίηση των σφαλμάτων αντιστοίχισης κλπ.) καθώς και η προσεκτική ψηφιοποίηση σε κάθε πείραμα των δεδομένων αναφοράς.

Προτάσεις για περαιτέρω ανάπτυξη της προσπάθειας αυτόματης ανίχνευσης μεταβολών κτισμάτων από τηλεπισκοπικά δεδομένα περιλαμβάνουν την εφαρμογή και άλλων τεχνικών μηχανικής ή βαθιάς μηχανικής μάθησης, τη βελτιστοποίηση της διαδικασίας εκπαίδευσης των ταξινομητών ως προς τις παραμέτρους τους αλλά και την προσθήκη στη διαδικασία εκπαίδευσης περισσότερων βοηθητικών δεδομένων. Όσον αφορά στις μεθόδους ταξινόμησης, θα μπορούσαν να δοκιμαστούν κι άλλοι αλγόριθμοι όπως οι Μηχανές Διανυσμάτων Υποστήριξης και τα Τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Artificial Neural Networks - ANN). Επίσης, προτείνεται η χρήση τεχνικών ταξινόμησης που αξιοποιούν εκτός από φασματικά χαρακτηριστικά και άλλα όπως είναι τα χωρικά ή τα χαρακτηριστικά υψής. Προς αυτή την κατεύθυνση θα μπορούσε να αξιοποιηθεί η αντικειμενοστραφής ανάλυση εικόνας (object-based), βασική ιδέα της οποίας αποτελεί η κατάτμηση των χωρικά γειτονικών εικονοστοιχείων σε φασματικά όμοια αντικείμενα και διεξαγωγή ανάλυσης στα αντικείμενα. Για τη βελτίωση ή/και την επέκταση της παρούσας εργασίας θα μπορούσε να γίνει μελέτη και αξιολόγηση του συγκεκριμένου σχήματος μεθοδολογίας και σε εικόνες που έχουν ληφθεί από άλλους δέκτες με υψηλότερη ραδιομετρική και χωρική ανάλυση πχ WorldView-3, UAVs ή σε μεγαλύτερο πλήθος δεδομένων από υπερφασματικούς δέκτες. Επιπλέον, θα μπορούσαν να αξιοποιηθούν επιπρόσθετα βοηθητικά δεδομένα για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης όπως για παράδειγμα τα Ψηφιακά Μοντέλα Εδάφους, ανοιχτά σύνολα δεδομένων με πληροφορία για την ύπαρξη και θέση κτισμάτων (π.χ. Open Street Map). Δεδομένου ότι πραγματοποιείται ανίχνευση μεταβολών σε κτίσματα με στόχο τον έλεγχο της δόμησης, θα μπορούσαν ακόμη να χρησιμοποιηθούν συνδυαστικά κτηματολογικά δεδομένα και θεσμικές γραμμές (π.χ. γραμμές αιγιαλού, όρια διοικητικών πράξεων) για την εκτέλεση κατάλληλων χωρικών ερωτημάτων ώστε να διερευνηθεί περαιτέρω η θέση των νέων κτισμάτων. Τέλος, ενδιαφέρον παρουσιάζει η εφαρμογή και η αξιολόγηση της συγκεκριμένης μεθοδολογικής προσέγγισης σε διαφορετικές γεωγραφικές περιοχές, έτσι ώστε να εξεταστεί ο απαιτούμενος βαθμός παραμετροποίησης των μεταβλητών.

6 ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Addink, E.A., Van Coillie, F.M.B., De Jong, S.M., 2012.** Introduction to the GEOBIA 2010 special issue: from pixels to geographic objects in remote sensing image analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 15,1-6.
- Aguirre-Gutierrez, J., Seijmonsbergen, A.C., Duivenvoorden, J.F., 2012.** Optimizing land cover classification accuracy for change detection, a combined pixel-based and object-based approach in a mountainous area in Mexico. *Applied Geography* 34, 29-37.
- Alahi, A., Ortiz, R., & Vandergheynst, P., 2012.** Freak: Fast retina keypoint. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Conference*, (σσ. 510–517).
- Albrecht, F., Lang, S., Holbling, D., 2010.** Spatial accuracy assessment of object boundaries for object-based image analysis. In: Addink, E.A., Coillie, F.M.B.V. (Eds.), *GEOBIA 2010: Geographic Object-Based Image Analysis The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Ghent, Belgium, p. 6.
- Al-Khudhairy, D.H.A., Caravaggi, I., Giad, S., 2005.** Structural damage assessments from Ikonos data using change detection, object-oriented segmentation, and classification techniques. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 71, 825-837.
- Aplin, P., 2006.** On scales and dynamics in observing the environment. *International Journal of Remote Sensing* 27, 2123-2140.
- Araya, Y.H., Hergarten, C., 2008.** A comparison of pixel and object-based land cover classification: a case study of the Asmara region, Eritrea. In: *WIT Transactions on the Built Environment, Geo-Environment and Landscape Evolution III* 100.
- Arbiol, R., Zhang, Y., Pala, V., 2006.** Advanced classification techniques: a review. In: *ISPRS Commission VII Mid-term Symposium Remote Sensing: From Pixels to Processes*, Enschede, the Netherlands, pp. 292-296.
- Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T., & Gool, L. V. , 2008.** Speeded-up robust features (surf). *Computer Vision and Image Understanding*.
- Bazi, Y., Melgani, F., Al-Sharari, H.D., 2010.** Unsupervised change detection in multispectral remotely sensed imagery with level set methods. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48.
- Belgiu, M. and Dragut L., 2016.** “RandomForest in remote sensing: a review of applications and future directions”. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 114, 24–31.
- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2004.** Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 58, 239-258.
- Blaschke, T., 2010.** Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 65, 2-16.
- Blaschke, T., Strobl, J., 2001.** What's Wrong with Pixels? Some Recent Developments Interfacing Remote Sensing and GIS, *GIS—Zeitschrift fur Geoinformationssysteme*, Heidelberg, pp. 12-17.

- Bontemps, S., Bogaert, P., Titeux, N., Defourny, P., 2008.** An object-based change detection method accounting for temporal dependences in time series with medium to coarse spatial resolution. *Remote Sensing of Environment* 112, 3181-3191.
- Borak, J., Lambin, E. & Strahler, A. 2000.** "The use of temporal metrics for land cover change detection at coarse spatial scales", *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, no. 6-7, pp. 1415-1432.
- Boulila, W., Farah, I.R., Ettabaa, K.S., Solaiman, B., Ghezala, H.B., 2011.** A data mining based approach to predict spatiotemporal changes in satellite images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 13, 386-395.
- Boyd, D.S., Foody, G.M., 2011.** An overview of recent remote sensing and GIS based research in ecological informatics. *Ecological Informatics* 6, 25-36.
- Briem, G.J., Benediktsson, J.A., Sveinsson, J.R., 2002.** "Multiple classifiers applied to multisource remote sensing data.", *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 40, 2291–2299.
- Bruzzone, L., Prieto, D.F., 2000.** Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 38, 1171-1182.
- Byrne, G.F., Crapper, P.F., Mayo, K.K., 1980.** Monitoring land-cover change by principal component analysis of multitemporal landsat data. *Remote Sensing of Environment* 10, 175-184.
- Castilla, G., Hay, G.J., 2008.** Image objects and geographic objects. In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G.J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis*. Springer, Berlin Heidelberg, pp. 91-110.
- Chan, J.C.-W., Chan, K.-P., Yeh, A.G.-O., 2001.** Detecting the nature of change in an urban environment: a comparison of machine learning algorithms. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 67, 213-225.
- Chavez Jr., P.S., 1988.** An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment* 24, 459-479.
- Chavez, P. S., & Mackinnon, D. J., 1994.** Automatic detection of vegetation changes in the southwestern United States using remotely sensed images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 571-583.
- Chen, G., Hay, G.J., Carvalho, L.M.T., Wulder, M.A., 2012a.** Object-based change detection. *International Journal of Remote Sensing* 33, 4434-4457.
- Chen, G., Hay, G.J., St-Onge, B., 2012b.** A GEOBIA framework to estimate forest parameters from lidar transects, Quickbird imagery and machine learning: a case study in Quebec, Canada. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 15, 28-37.
- Chen, X., Chen, J., Shi, Y., Yamaguchi, Y., 2012c.** An automated approach for updating land cover maps based on integrated change detection and classification methods. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 71, 86-95.
- Chen, X., Vierling, L., Deering, D., 2005.** A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time. *Remote Sensing of Environment* 98, 63-79.
- Chi Zhang, Shiqing Wei, Shunping Ji and Meng Lu, 2019.** Detecting Large-Scale Urban Land Cover Changes from Very High Resolution Remote Sensing Images Using CNN-Based Classification
- Coillie, F.M.B., Verbeke, L.P.C., Wulf, R.R., 2008.** Semi-automated forest stand delineation using wavelet based segmentation of very high resolution optical imagery. In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. (Eds.), *Object-Based Image Analysis*. Springer, Berlin Heidelberg, pp. 237-256.
- Conchedda, G., Durieux, L., Mayaux, P., 2008.** An object-based method for mapping and change analysis in mangrove ecosystems. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 63, 578-589.
- Congalton, R.G., Green, K., 2009.** *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*. CRC/Taylor & Francis Group, LLC, Boca Raton, London, New York.
- Coops, N.C., Wulder, M.A., White, J.C., 2006.** *Identifying and Describing Forest Disturbance and Spatial Pattern*. Understanding Forest Disturbance and Spatial Pattern. CRC Press, pp. 31-61.
- Coppin, P., Jonckheere, I., Nackaerts, K., Muys, B., Lambin, E., 2004.** Review article digital change detection methods in ecosystem monitoring: a review. *International Journal of Remote Sensing* 25, 1565-1596.

- Dai, X.L., Khorrarn, S., 1999.** Remotely sensed change detection based on artificial neural networks. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 65,1187-1194.
- Daudt, R.C.; Saux, B.L.; Boulch, A.** Fully Convolutional Siamese Networks for Change Detection. In *Proceedings of the 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Athens, Greece, 7-10 October 2018; pp. 4063-4067.
- Dragut, L., Tiede, D., Levick, S.R., 2010.** ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science* 24, 859-871.
- Deer, P., 1995.** Digital Change Detection Techniques in Remote Sensing. Technical Report, DSTO-TR-0169. Department of Defence, Australia, p. 52.
- Dreschler-Fischer, L., Drewniok, C., Lange, H., Schroder, C., 1993.** A knowledge-based approach to the detection and interpretation of changes in aerial images. In: *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1993. IGARSS '93. Better Understanding of Earth Environment, International*, vol. 151, pp. 159-161.
- Du, Y., Teillet, P.M., Cihlar, J., 2002.** Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection. *Remote Sensing of Environment* 82, 123-134.
- Du, S.; Zhang, Y.; Qin, R.; Yang, Z.; Zou, Z.; Tang, Y.; Fan, C.** Building Change Detection Using Old Aerial Images and New LiDAR Data. *Remote. Sens.* 2016, 8,1030
- Elvidge, C., Yuan, D., Weerackoon, R., Lunetta, R., 1995.** Relative radiometric normalization of Landsat Multispectral Scanner (MSS) data using an automatic scattergram-controlled regression. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 61, 1255-1260.
- Fisher, P., 1997.** The pixel: a snare and a delusion. *International Journal of Remote Sensing* 18, 679-685.
- Freixenet, J., Munoz, X., Raba, D., Marti, J., Cuff, X., 2002. Yet another survey on image segmentation: region and boundary information integration. In: Heyden, A., Sparr, G., Nielsen, M., Johansen, P. (Eds.), *Computer Vision—ECCV 2002*. Springer, Berlin/Heidelberg, pp. 21-25.
- Fung, T., & Le Drew, E. (1987).** The application of principal component analysis to change detection. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1649-1658.
- Fung, T., 1992.** Land use and land cover change detection with Landsat MSS and SPOT HRV data in Hong Kong. *Geocarto International* 7, 33-40.
- Gamanya, R., De Maeyer, P., De Dapper, M., 2009.** Object-oriented change detection for the city of Harare, Zimbabwe. *Expert Systems with Applications* 36, 571-588.
- Geneletti, D., Gorte, B.G.H., 2003.** A method for object-oriented land cover classification combining Landsat TM data and aerial photographs. *International Journal of Remote Sensing* 24, 1273-1286.
- Ghosh, A., Mishra, N.S., Ghosh, S., 2011.** Fuzzy clustering algorithms for unsupervised change detection in remote sensing images. *Information Sciences* 181, 699-715.
- Green, K., Kempka, D., Lackey, L., 1994.** Using remote sensing to detect and monitor land-cover and land-use change. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 60, 331-337.
- Hayes, D. J., & Sader, S. A., 2001.** Comparison of change detection techniques for monitoring tropical forest clearing and vegetation regrowth in a time series. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1067-1075.
- Han, J., Kamber, M., Pei, J., 2011.** *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann, Amsterdam.
- Haralick, R.M., Shanmugam, K., Dinstein, I.H., 1973.** Textural Features for Image Classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on SMC-3*, pp. 610-621.
- Hechtjen, A., Thonfeld, F., & Menz, G., 2014.** Recent advances in remote sensing change detection - a review, Center for Remote Sensing of Land Surfaces (ZFL). Bonn, Germany: University of Bonn.
- Hernando, A., Tiede, D., Albrecht, F., Lang, S., 2012.** Spatial and thematic assessment of object-based forest stand delineation using an OFA-matrix. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 19, 214-225.

- Huang, X.; Zhang, L.; Zhu, T.** Building change detection from multitemporal high-resolution remotely sensed images based on a morphological building index. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 2014, 7, 105-115.
- Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., & Stanley, D., 2013.** "Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 91-106.
- Im, J., Jensen, J.R., 2005.** A change detection model based on neighborhood correlation image analysis and decision tree classification. *Remote Sensing of Environment* 99, 326-340.
- Im, J., Jensen, J.R., Hodgson, M.E., 2008a.** Optimizing the binary discriminant function in change detection applications. *Remote Sensing of Environment* 112, 2761-2776.
- Im, J., Jensen, J.R., Tullis, J.A., 2008b.** Object-based change detection using correlation image analysis and image segmentation. *International Journal of Remote Sensing* 29, 399-423.
- Im, J., Rhee, J., Jensen, J.R., Hodgson, M.E., 2007.** An automated binary change detection model using a calibration approach. *Remote Sensing of Environment* 106, 89-105.
- Janzen, D.T., Fredeen, A.L., Wheate, R.D., 2006.** Radiometric correction techniques and accuracy assessment for Landsat TM data in remote forested regions. *Canadian Journal of Remote Sensing* 32, 330-340.
- Jensen, J.R., 1983.** Urban/Suburban Land Use Analysis, Manual of Remote Sensing. American Society of Photogrammetry, Falls Church, Virginia, pp. 1571-1666.
- Jensen, J.R., 2005.** Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective. Prentice Hall, Toronto.
- Jianyaa, G., Haiganga, S., Guoruia, M., Qimingb, Z., 2008.** A Review of Multi-Temporal Remote Sensing Data Change Detection Algorithms, ISPRS Congress, Beijing, China, pp. 757-762.
- Johansen, K., Arroyo, L.A., Phinn, S., Witte, C., 2010.** Comparison of geo-object based and pixel-based change detection of riparian environments using high spatial resolution multi-spectral imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 76, 123-136.
- Johansen, K., Roelfsema, C., Phinn, S., 2008.** High spatial resolution remote sensing for environmental monitoring and management preface. *Journal of Spatial Science* 53, 43-47.
- Karantzalos, K., Sotiras, A., & Paragios, N., 2014.** Efficient and automated multi-modal satellite data registration through mrfs and linear programming. *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*.
- Kauth, R.J., Thomas, G.S., 1976.** The Tasseled Cap - A Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by LANDSAT, LARS Symposia, pp. 4B:41-51.
- Kaufmann R.K. and Seto, K. C., 2001.** Change detection, accuracy, and bias in a sequential analysis of Landsat imagery in the Pear River Delta, China: econometric techniques. *Agriculture Ecosystems and Environment*, 85, 95-105.
- Kuntz, S., & Karteris, M., 1993.** "Satellite technology and GIS for Mediterranean forest mapping and fire management". *International Workshop*, (σσ. 165-177). Thessaloniki Greece.
- Krizhevsky, A.; Sutskever, I.; Hinton, G.E.** Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems*, Lake Tahoe, NV, USA, 3-8 December 2012; pp. 1097-1105.
- Lang, S., 2008.** Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality - dealing with complexity. In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G.J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis*. Springer, Berlin Heidelberg, pp. 3-27
- Lefebvre, A., Corpetti, T., Hubert-Moy, L., 2008.** Object-oriented approach and texture analysis for change detection in very high resolution images. In: *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, pp. IV-663-IV-666.
- Lein, J.K., 2012.** Object-Based Analysis, *Environmental Sensing: Analytical Techniques for Earth Observation*. Springer, London, pp. 259-278.

- Li, D., 2010.** Remotely sensed images and GIS data fusion for automatic change detection. *International Journal of Image and Data Fusion* 1, 99-108.
- Lillesand, T.M., Kiefer, R.W., Chipman, J.W., 2008.** *Remote Sensing and Image Interpretation*, sixth ed. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.
- Liu, D., Xia, F., 2010.** Assessing object-based classification: advantages and limitations. *Remote Sensing Letters* 1, 187-194.
- Lizarazo, I., Joana, B., 2010.** Fuzzy image segmentation for urban land-cover classification. In: *International Conference GEOBIA, 2008 - Pixels, Objects, Intelligence: Geographic Object Based Image Analysis for the 21st Century*. American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Calgary, Alberta, Canada, pp. 151-162.
- Lizarazo, I., 2012.** Quantitative land cover change analysis using fuzzy segmentation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 15, 16-27.
- Longley, P.A., 2002.** Geographical information systems: will developments in urban remote sensing and GIS lead to better urban geography? *Progress in Human Geography* 26, 231-239.
- Lowe, D. G., 2004.** Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer*.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., Moran, E., 2004.** Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 25, 2365-2401.
- Lu, D., Moran, E., Hetrick, S., Li, G., 2011.** Land-use and land-cover change detection. In: Weng, Q. (Ed.), *Advances in Environmental Remote Sensing Sensors, Algorithms, and Applications*. CRC Press Taylor & Francis Group, New York, pp. 273-290.
- Lukashevich, P. V., Zalesky, B. A., & Ablameyko, S. V., 2011.** Medical image registration based on surf detector. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 519.
- Lunetta, R.S., 1999.** Applications, project formulation, and analytical approach. In: Lunetta, R.S., Elvidge, C.D. (Eds.), *Remote Sensing Change Detection: Environmental Monitoring Methods and Applications*. Taylor & Francis, London, pp. 1-19.
- Lunetta, R.S., Johnson, D.M., Lyon, J.G., Crotwell, J., 2004.** Impacts of imagery temporal frequency on land-cover change detection monitoring. *Remote Sensing of Environment* 89, 444-454.
- Lyon, J. G., Yuan, D., Lunetta, R. S., & Elvidge, C., 1998.** A change detection experiment using vegetation indices. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 143-150.
- Macleod, R.D., Congalton, R.G., 1998.** A quantitative comparison of change detection algorithms for monitoring eelgrass from remotely sensed data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 64, 207-216.
- Mas, J.F., 1999.** Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing* 20, 139-152.
- Masroor Hussain, Dongmei Chen, Angela Cheng, HuiWei, David Stanley, 2013.** Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 80 91-106
- McDermid, G.J., Linke, J., Pape, A.D., Laskin, D.N., McLane, A.J., Franklin, S.E., 2008.** Object-based approaches to change analysis and thematic map update: challenges and limitations. *Canadian Journal of Remote Sensing* 34, 462-466.
- Melgani, F., Moser, G., Serpico, S.B., 2002.** Unsupervised change-detection methods for remote-sensing images. *Optical Engineering* 41, 3288-3297.
- Moller, M., Lymburner, L., Volk, M., 2007.** The comparison index: a tool for assessing the accuracy of image segmentation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 9, 311-321.
- Morel, J. M., & Yu, G., 2009.** Asift: A new framework for fully affine invariant image comparison.
- Mouat, D.A., Mahin, G.G., Lancaster, J., 1993.** Remote sensing techniques in the analysis of change detection. *Geocarto International* 8, 39-50.
- Nelson, R. F., 1983.** Detecting forest canopy change due to insect activity using LandsatMSS. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1303-1314.

- Nemmour, H., & Chibani, Y., 2006.** "Multiple support vector machines for land cover change detection: An application for mapping urban extensions",. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Inc. (ISPRS).
- Nemoto, K.; Imaizumi, T.; Hikosaka, S.; Hamaguchi, R.; Sato, M.; Fujita, A.** Building change detection via a combination of CNNs using only RGB aerial imageries. *Remote Sens. Tech. Appl. Urban Environ.* 2017, 10431, 23.
- Neubert, M., Herold, H., Meinel, G., 2006.** Evaluation of remote sensing image segmentation quality - further results and concepts. In: Lang, S., Blaschke, T., Schopfer, E. (Eds.), 1st International Conference on Object-based Image Analysis (OBIA 2006), Salzburg, p. 6.
- Niemeyer, I., Marpu, P.R., Marpu, P.R., 2008.** Change detection using object features. In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G.J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis: Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg, pp. 185-201.
- Niemeyer, I., Nussbaum, S., 2006.** In: Avenhaus, R., Kyriakopoulos, N., Richard, M., Stein, G. (Eds.), *Change Detection: The Potential for Nuclear Safeguards Verifying Treaty Compliance*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 335-348.
- Powers D. M. W., 2011.** Evaluation: from precision, recall and f-measure to roc, informedness, markedness & correlation, *Journal of Machine Learning Technologies*, vol. 2, no. 1, pp. 37-63.
- Prakash, A., & Gupta, R. P. , 1998.** Land-use mapping and change detection in a coalmining area—a case study in the Jharia coalfield, India. *International Journal of Remote Sensing*, 391–410.
- Radoux, J., Bogaert, P., Defourny, P., 2010.** Overall accuracy estimation for geographic object-based image classification. In: Tate, N.J., Fisher, P.F. (Eds.), *Ninth International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences International Spatial Accuracy Research Association*, Leicester, United Kingdom.
- Richards, J.A., Jia, X., 2006.** *Image Classification Methodologies Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, Berlin Heidelberg, pp. 295-332.
- Ridd, M. K., & Liu, J. , 1998.** A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment. *Remote Sensing of Environment*, 95-100.
- Rokach L., 2009.** "Ensemble-based classifiers", *Artif Intell Rev* (2010) 33, 1–39.
- Russell, C., 2009.** Accuracy and Error Analysis of Global and Local Maps. *Remote Sensing of Global Croplands for Food Security*. CRC Press, pp. 441-458.
- Schopfer, E., Lang, S., Strobl, J., 2010.** Segmentation and object-based image analysis. In: Rashed, T., Jurgens, C. (Eds.), *Remote Sensing of Urban and Suburban Areas*. Springer Science, London; New York.
- Serra, P., Pons, X., Sauri, D., 2003.** Post-classification change detection with data from different sensors: some accuracy considerations. *International Journal of Remote Sensing* 24, 3311-3340.
- Singh, A., 1989.** Review Article Digital change detection techniques using remotely- sensed data. *International Journal of Remote Sensing* 10, 989-1003.
- Singh, M., Singh, S., Partridge, D., 2005.** In: Singh, S., Singh, M., Apte, C., Perner, P. (Eds.), *Parameter Optimization for Image Segmentation Algorithms: A Systematic Approach Pattern Recognition and Image Analysis*. Springer Berlin/ Heidelberg, pp. 11-19.
- Solans Vila, J.P., Barbosa, P., 2010.** Post-fire vegetation regrowth detection in the Deiva Marina region (Liguria-Italy) using Landsat TM and ETM+ data. *Ecological Modelling* 221, 75-84.
- Song, C., Woodcock, C.E., 2003.** Monitoring forest succession with multitemporal Landsat images: factors of uncertainty. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41, 2557-2567.
- Song, C., Woodcock, C.E., Seto, K.C., Lenney, M.P., Macomber, S.A., 2001.** Classification and change detection using Landsat TM Data: when and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment* 75, 230-244.
- Sotiras, A., Davatzikos, C., & Paragios, N., 2013.** Deformable medical image registration: A survey. *Medical Imaging*, IEEE Transactions.
- Stow, D. A., Collins, D., & Mckinsey, D., 1990.** Land use change detection based on multi-date imagery from different satellite sensor systems. *Geocarto International*.

- Tola, E., Lepetit, V., & Fua, P., 2010.** DAISY: An Efficient Dense Descriptor Applied to Wide Baseline Stereo. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.
- Vakalopoulou, M., & Karantzalos, K., 2014.** Automatic Descriptor-Based Co-Registration of Frame. *Remote Sensing*, σσ. 1-18.
- Walter, V., 2004.** Object-based classification of remote sensing data for change detection. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 58, 225-238.
- Wein Li, Miao Lu, Xiuwan Chen, 2015.** Automatic change detection of urban land-cover based on SVM classification. Conference paper.
- Wulder, M.A., Ortlepp, S.M., White, J.C., Coops, N.C., Coggins, S.B., 2008.** Monitoring tree-level insect population dynamics with multi-scale and multi-source remote sensing. *Journal of Spatial Science* 53, 49-61.
- Xiao, P.; Yuan, M.; Zhang, X.; Feng, X.; Guo, Y.** Cosegmentation for Object-Based Building Change Detection From High-Resolution Remotely Sensed Images. *IEEE Trans. Geosci. Remote. Sens.* 2017, 55, 1587-1603.
- Yap B.W. et al, 2013.** "An Application of Oversampling, Undersampling, Bagging and Boosting in Handling Imbalanced Datasets", *Proceedings of the First International Conference on Advanced Data and Information Engineering (DaEng-2013)*, p 13-22
- Yu, C., Shen, S., Huang, J., Yi, Y., 2010.** An object-based change detection approach using high-resolution remote sensing image and GIS data. In: *2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing (IASP)*, pp. 565-569.
- Yuan, D., Elvidge, C.D., 1996.** Comparison of relative radiometric normalization techniques. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 51, 117-126.
- Yuan B. and LIU W., 2012.** "Measure oriented training: a targeted approach to imbalanced classification problems", *Front. Comput. Sci.* 6(5), 489–497.

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Σύνοψη τεχνικών ανίχνευσης μεταβολών (Masroor et al., 2013)	6
Πίνακας 2: Περιγραφή της λειτουργίας των τεχνικών ανίχνευσης μεταβολών βασισμένων σε εικονοστοιχεία (Masroor et al., 2013)	10
Πίνακας 3: Στατιστικά δηλώσεων αυθαιρέτων κατασκευών, κατηγορίας 5, για την περιοχή μελέτης (Πηγή: Βάση δεδομένων ΤΕΕ)	28
Πίνακας 4: Τηλεπισκοπικά δεδομένα προς επεξεργασία	28
Πίνακας 5: Περιοχή μελέτης και διαχρονικά τηλεπισκοπικά δεδομένα	29
Πίνακας 6: Τεχνικά χαρακτηριστικά του δορυφορικού δέκτη WorldView-2	30
Πίνακας 7: Χαρακτηριστικά (α) δορυφορικών εικόνων μετά την προ-επεξεργασία τους και (β) αντίστοιχων datasets	33
Πίνακας 8: Κατηγορίες ταξινόμησης. Με μπλε γέμισμα οι κατηγορίες που συμμετείχαν στο 1 ^ο πείραμα, με κόκκινο γέμισμα οι κατηγορίες που προστέθηκαν στο 2 ^ο πείραμα και με πράσινο γέμισμα οι κατηγορίες που προστέθηκαν στο 3 ^ο πείραμα	37
Πίνακας 9: Περιγραφή Πειραμάτων	40
Πίνακας 10: Ποσοτική αξιολόγηση 1 ^{ου} dataset, 1 ^{ου} πειράματος	45
Πίνακας 11: Ποσοτική αξιολόγηση 2 ^{ου} dataset, 1 ^{ου} πειράματος	46
Πίνακας 12: Ποσοτική αξιολόγηση 1 ^{ου} dataset, 2 ^{ου} πειράματος	55
Πίνακας 13: Ποσοτική αξιολόγηση 2 ^{ου} dataset, 2 ^{ου} πειράματος	56
Πίνακας 14: Ποσοτική αξιολόγηση 1 ^{ου} dataset, 3 ^{ου} πειράματος	63
Πίνακας 15: Ποσοτική αξιολόγηση 2 ^{ου} dataset, 3 ^{ου} πειράματος	64
Πίνακας 16: Ομαδοποίηση κατηγοριών	69
Πίνακας 17: Ποσοτική αξιολόγηση 1 ^{ου} dataset, 4 ^{ου} πειράματος	70
Πίνακας 18: Ποσοτική αξιολόγηση 2 ^{ου} dataset, 4 ^{ου} πειράματος	71
Πίνακας 19: Συγκριτική ποσοτική αξιολόγηση όλων των πειραμάτων, για τα 2 datasets	74
Πίνακας 20: 1 ^ο dataset - τιμές ποσοτικών δεικτών αξιολόγησης ανά κατηγορία και ανά πείραμα	75
Πίνακας 21: 2 ^ο dataset - τιμές ποσοτικών δεικτών αξιολόγησης ανά κατηγορία και ανά πείραμα	75

ΚΑΤΑΛΟΓΟΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Φαινόμενο Overfitting - Προσαρμογή συνάρτησης στον θόρυβο που υπάρχει στα δεδομένα εκπαίδευσης	14
Εικόνα 2: Υπολογισμός δείκτη Gini για την εύρεση των βέλτιστων ορίων διαχωρισμού	15
Εικόνα 3: Δορυφορική Εικόνα πριν από την προεπεξεργασία της	34
Εικόνα 4: Δορυφορική Εικόνα μετά από την προεπεξεργασία της.....	34
Εικόνα 5: Πλήθος εικονοστοιχείων ανά κλάση	38
Εικόνα 6: Παράδειγμα δεδομένων εκπαίδευσης κατηγορίας μεταβολής από σκουρόχρωμο έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές και πλακοσκεπές	39
Εικόνα 7: Συνοπτική παρουσίαση μεθοδολογικής προσέγγισης	41
Εικόνα 8: 1 ^ο Dataset: Χάρτης μεταβολών 1 ^{ου} πειράματος (κάτω), Δορυφορική εικόνα 2011 (πάνω αριστερά), Ορθοεικόνα 2015-2016 (κάτω δεξιά)	48
Εικόνα 9: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 1 ^{ου} dataset, λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές ή πλακοσκεπές	49
Εικόνα 10: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 1 ^{ου} dataset, ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος: λευκό πλακοσκεπές	49
Εικόνα 11: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 1ου dataset, ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων, λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή σε κτίσμα	49
Εικόνα 12: 2 ^ο Dataset: Χάρτης μεταβολών 1 ^{ου} πειράματος (κάτω), Δορυφορική εικόνα 2011 (πάνω αριστερά), Ορθοεικόνα 2015-2016 (κάτω δεξιά)	51
Εικόνα 13: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 2 ^{ου} dataset, ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος, λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα κεραμοσκεπές ή πλακοσκεπές	52
Εικόνα 14: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 2 ^{ου} dataset, ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος και πισίνας	52
Εικόνα 15: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 2 ^{ου} dataset, ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος και πισίνας	52
Εικόνα 16: 1 ^ο Dataset: Δορυφορική εικόνα 2011 (πάνω αριστερά), Ορθοεικόνα 2015-2016 (πάνω δεξιά), Χάρτης μεταβολών 1 ^{ου} πειράματος (κάτω αριστερά), Χάρτης μεταβολών 2 ^{ου} πειράματος (κάτω δεξιά)	58
Εικόνα 17: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 1 ^{ου} dataset, λανθασμένη ταξινόμηση ασφάλτου ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές.....	58
Εικόνα 18: 2 ^ο Dataset: Δορυφορική εικόνα 2011 (πάνω αριστερά), Ορθοεικόνα 2015-2016 (πάνω δεξιά), Χάρτης μεταβολών 1 ^{ου} πειράματος (κάτω αριστερά), Χάρτης μεταβολών 2 ^{ου} πειράματος (κάτω δεξιά)	60
Εικόνα 19: Απόσπασμα αποτελέσματος ταξινόμησης 2ου dataset, ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων	60
Εικόνα 20: 1 ^ο Dataset: Χάρτης μεταβολών 3 ^{ου} πειράματος (πάνω), Χάρτης μεταβολών 1 ^{ου} πειράματος (κάτω αριστερά), Ορθοεικόνα (κάτω δεξιά)	66
Εικόνα 21: Ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος και πισίνας, 1 ^ο dataset, 3 ^ο πείραμα.....	66

Εικόνα 22: 2 ^ο Dataset: Χάρτης μεταβολών 3 ^{ου} πειράματος (πάνω), Χάρτης μεταβολών 1 ^{ου} πειράματος (κάτω αριστερά), Ορθοεικόνα (κάτω δεξιά)	67
Εικόνα 23: Από αριστερά προς δεξιά: Δορυφορική εικόνα (2011), Ορθοεικόνα (2015-2016), ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων, μικρή ύπαρξη θορύβου.....	68
Εικόνα 24: Από αριστερά προς δεξιά: Δορυφορική εικόνα (2011), Ορθοεικόνα (2015-2016), ορθή ανίχνευση νέου κτίσματος και πισίνας	68
Εικόνα 25: Από αριστερά προς δεξιά: Χάρτης πρόβλεψης 4 ^{ου} πειράματος, χάρτης πρόβλεψης 3 ^{ου} πειράματος, ορθοεικόνα (2015-2016).....	72
Εικόνα 26: Από αριστερά προς δεξιά: Χάρτης πρόβλεψης 4 ^{ου} πειράματος, χάρτης πρόβλεψης 3 ^{ου} πειράματος, ορθοεικόνα (2015-2016).....	73
Εικόνα 27: Βελτίωση της χαρτογράφησης από το 1 ^ο μέχρι το 4 ^ο πείραμα	77
Εικόνα 28: Βελτίωση της χαρτογράφησης ανίχνευσης νέου κτίσματος	78
Εικόνα 29: Βελτίωση της χαρτογράφησης ανίχνευσης νέων κτισμάτων	78