ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
Σχολή Αγρονόμων & Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών Γεωπληροφορικής
Δ.Π.Μ.Σ. Γεωπληροφορική
Τομέας Τοπογραφίας – Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ανίχνευση Μεταβολών Ανθρωπογενών Κατασκευών σε Εικόνες πολύ Υψηλής Χωρικής Ανάλυσης με Μεθόδους Μηχανικής Μάθησης και Αντικειμενοστραφή Ανάλυση Εικόνας - Σύγκριση Μεθόδων

ΜΗΝΙΑΔΗ ΙΩΑΝΝΑ

Επιβλέπων Καθηγητής: Δημήτριος Αργιαλάς

ΑΘΗΝΑ, Οκτώβριος 2022

ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ
Σχολή Αγρονόμων & Τοπογράφων Μηχανικών – Μηχανικών Γεωπληροφορικής
Δ.Π.Μ.Σ. Γεωπληροφορική
Τομέας Τοπογραφίας – Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Ανίχνευση Μεταβολών Ανθρωπογενών Κατασκευών σε Εικόνες πολύ Υψηλής Χωρικής Ανάλυσης με Μεθόδους Μηχανικής Μάθησης και Αντικειμενοστραφή Ανάλυση Εικόνας - Σύγκριση Μεθόδων

ΜΗΝΙΑΔΗ ΙΩΑΝΝΑ

Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή

Δημήτριος Αργιαλάς Ομότιμος Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Κων/νος Καράντζαλος Αναπληρωτής Καθηγητής Ε.Μ.Π.	Πολυχρόνης Κολοκούσης Ε.ΔΙ.Π. Ε.Μ.Π.

ΑΘΗΝΑ, Οκτώβριος 2022

Πρόλογος

Η παρούσα εργασία εκπονήθηκε την περίοδο Οκτωβρίου 2021 - Οκτωβρίου 2022 υπό την επίβλεψη του Ομότιμου Καθηγητή Δημήτριου Αργιαλά. Με το τέλος της διπλωματικής εργασίας αισθάνομαι την ανάγκη να αναφέρω τα ονόματα ορισμένων ανθρώπων των οποίων η συμβολή ήταν καθοριστική για τη διεκπεραίωσή της.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον κύριο Δημήτρη Αργιαλά για την ευκαιρία που μου έδωσε να ασχοληθώ με αυτό το θέμα, καθώς και για τη βοήθεια και το χρόνο που αφιέρωσε ώστε να ολοκληρωθεί αυτή η εργασία.

Ιδιαίτερα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τους Πολ Κολοκούση και Ζαχαρία Κανδυλάκη για τη βοήθεια και το χρόνο που αφιέρωσαν όλο αυτό το χρονικό διάστημα, καθώς η συμβολή τους ήταν σημαντική για την ολοκλήρωση του πρακτικού μέρους της εργασίας.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένεια και τους φίλους μου για τη συμπαράστασή τους καθ' όλη τη διάρκεια της εκπόνησης της διπλωματικής και όλους όσους συνέβαλαν στην πραγματοποίηση αυτής της εργασίας με κάθε τρόπο.

Περίληψη

Τις τελευταίες δεκαετίες πολλές περιοχές της Αττικής έχουν υποστεί σημαντικές μορφολογικές αλλαγές λόγω της συνεχούς αστικής ανάπτυξης καθώς και της ανεξέλεγκτης και αυθαίρετης δόμησης. Το πρόβλημα αυτό δημιουργεί την ανάγκη για λεπτομερή και οργανωμένη παρακολούθηση των περιοχών οι οποίες υπόκεινται σε τέτοιες αλλαγές. Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας αναπτύσσονται και αξιολογούνται δύο διαφορετικές μέθοδοι ανίχνευσης μεταβολών που καταλήγουν σε ανθρωπογενείς κατασκευές (κτίσματα, δρόμοι, πισίνες). Η πρώτη μέθοδος χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Forest (αλγόριθμος τυχαίων δασών) και υλοποιήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Python. Η δεύτερη μέθοδος βασίστηκε σε αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας (Object Based Image Analysis) και υλοποιήθηκε με τη βοήθεια του λογισμικού eCognition. Περιοχή μελέτης αποτέλεσε τμήμα της Περιφερειακής Ενότητας Ανατολικής Αττικής που καλύπτει τμήματα των Δήμων Σπάτων-Αρτέμιδος και Ραφήνας-Πικερμίου για την οποία διατέθηκαν τηλεπισκοπικά δεδομένα πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης και συγκεκριμένα μία δορυφορική εικόνα QuickBird του 2006 και μία δορυφορική εικόνα WorldView-2 του 2011. Πριν από την διενέργεια πειραμάτων και με τις δύο μεθόδους πραγματοποιήθηκε προεπεξεργασία των τηλεπισκοπικών δεδομένων, όπως ατμοσφαιρικές διορθώσεις, αντιστοίχιση εικόνων και δημιουργία δεδομένων αναφοράς (Ground Truth).

Όσον αφορά τη μέθοδο με χρήση του ταξινομητή Random Forest διενεργήθηκαν συνολικά 5 πειράματα στα οποία ο διαχωρισμός σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου έγινε σε επίπεδο πολυγώνου και με αναλογία περίπου ίση με 70%-30% αντίστοιχα. Μετά την υλοποίηση του κάθε πειράματος εντοπίζονταν τα προβλήματα και τα σφάλματα της ταξινόμησης ποσοτικά (Confusion Matrix) και ποιοτικά (χάρτης πρόβλεψης) και πραγματοποιούταν διόρθωση των δεδομένων του Ground Truth και λήψη νέων δεδομένων κυρίως σε περιοχές που παρουσίασαν λανθασμένες ταξινομήσεις. Σταδιακά οι τιμές των δεικτών αξιολόγησης (Producer's Accuracy & User's Accuracy) και οι χάρτες πρόβλεψης παρουσίασαν βελτίωση και διορθώθηκαν σε σημαντικό βαθμό οι επικαλύψεις που υπήρχαν μεταξύ διαφόρων κατηγοριών κάλυψης γης με παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά. Το πείραμα με τα καλύτερα ποσοτικά και ποιοτικά αποτελέσματα έδωσε συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) της ταξινόμησης 90.4%.

Όσον αφορά τη μεθοδολογική προσέγγιση που στηρίζεται στην αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας, χρησιμοποιήθηκε το Ground Truth του καλύτερου πειράματος της προηγούμενης μεθόδου και έγινε χρήση του αλγορίθμου Random Trees που παρέχεται στο λογισμικό eCognition, προκειμένου να έχει την ίδια βάση και να μπορούν να συγκριθούν τα αποτελέσματά της με εκείνα που προέκυψαν βάσει τη μεθοδολογίας με Random Forest. Στα πλαίσια αυτής της μεθοδολογίας δημιουργήθηκε αρχικά ένα επίπεδο κατάτμησης εικόνας στο οποίο εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος Random Trees και στη συνέχεια ένα ανώτερο βοηθητικό επίπεδο για την μεταταξινόμηση κατηγοριών που παρουσίασαν σφάλματα. Η ταυτόχρονη επεξεργασία των δύο εικόνων σε αντικειμενοστραφές περιβάλλον κρίθηκε κατάλληλη για τον εντοπισμό μεταβολών που αφορούν ανθρωπογενείς κατασκευές. Η εισαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών στο process της εκπαίδευσης του αλγορίθμου με Random Trees (NDVI, Red/Green, Length/Width) και η δημιουργία κατάλληλων κανόνων βελτίωσαν σημαντικά το αποτέλεσμα της ταξινόμησης. Σταδιακά και αυτή η μέθοδος έδωσε βελτιωμένα αποτελέσματα στις τιμές των δεικτών αξιολόγησης (Producer's Accuracy & User's Accuracy) και στους χάρτες πρόβλεψης με τη συνολική ακρίβεια να φτάνει το ποσοστό 90.96%.

Έπειτα από συστηματικό έλεγχο, παραμετροποίηση και αξιολόγηση και οι δύο μέθοδοι που εξετάστηκαν κρίθηκαν επαρκείς για την ανίχνευση μεταβολών που καταλήγουν σε ανθρωπογενείς κατασκευές με τη χρήση τηλεπισκοπικών δεδομένων πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης. Τα αποτελέσματα των δύο μεθόδων πλησίασαν

αρκετά μεταξύ τους με τη μέθοδο με OBIA να δίνει ελάχιστα καλύτερες τιμές στους δείκτες PA και UA των περισσότερων κατηγοριών μεταβολής ενδιαφέροντος καθώς και στη συνολική ακρίβεια της ταξινόμησης. Και οι δύο μέθοδοι οδήγησαν ως επί το πλείστον σε επιτυχή ανίχνευση των ίδιων νέων κτισμάτων/δρόμων/πισίνων. Γενικά, στο χάρτη πρόβλεψης της μεθόδου με χρήση του RF παρατηρήθηκε έντονα το φαινόμενο "salt-and-pepper" effect, ενώ η μέθοδος με OBIA, όπως ήταν αναμενόμενο, έδωσε καλύτερα σχήματα των αντικειμένων λόγω και των δυνατοτήτων που προσφέρει το λογισμικό eCognition. Και στις δύο μεθόδους οι ταξινομήσεις παρουσίασαν σύγχυση παρεμφερών κατηγοριών κυρίως κατηγοριών εδάφους που καταλήγουν σε κεραμοσκεπές κτίσμα ή σε κατηγορία μεταβολής που εμπεριέχει κεραμοσκεπές κτίσμα. Ο θόρυβος από το φαινόμενο αυτό περιορίστηκε σημαντικά με τη μέθοδο OBIA σε αντίθεση με τη μέθοδο ανίχνευσης μεταβολών με RF όπου εξακολουθεί να είναι έντονο παρά τις όποιες βελτιώσεις. Επιπλέον, με τη μέθοδο OBIA ήταν περισσότερο επιτυχής η ανίχνευση νέων δρόμων, αν και παρουσίασε περισσότερο θόρυβο από τη λανθασμένη ταξινόμηση κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε άσφαλτο. Τέλος, η μέθοδος με OBIA απαιτεί περισσότερο χρόνο και κόπο από τον φωτοερμηνευτή, καθώς η εύρεση των κατάλληλων κανόνων που θα οδηγήσουν στο επιθυμητό αποτέλεσμα είναι μια χρονοβόρα διαδικασία.

Λέξεις κλειδιά: Ανίχνευση μεταβολών, Μηχανική μάθηση, Επιβλεπόμενη ταξινόμηση, Τυχαία δάση, Αντικειμενοστραφής ανάλυση εικόνας, Είδος μεταβολής, Αντιστοίχιση εικόνων

National Technical University of Athens
School of Rural, Surveying and Geoinformatics Engineering
Department of Topography – Laboratory of Remote Sensing

Ioanna Miniadi

Master of Science Thesis:

Change Detection of Human Structures from Very High Spatial Resolution Images using Machine Learning Methods and Object Based Image Analysis - A Comparison of Methods

Abstract

The last decades, many areas of Attica region have undergone significant morphological changes due to continuous urban development as well as uncontrolled and arbitrary construction. This problem creates the need for detailed and organized monitoring of the areas undergoing such changes. In the context of this thesis two different methods of detecting changes resulting in man-made constructions are developed and evaluated. The first method uses the Random Forest (RF) machine learning algorithm and was implemented with Python programming language. The second method was based on Object Based Image Analysis (OBIA) and was implemented with the help of eCognition software. The study area was a part of the Regional Unit of Eastern Attica that covers parts of the Municipalities of Spata-Artemida and Rafina-Pikermi. For this area there were available two very high spatial resolution images specifically a QuickBird satellite image from 2006 and a WorldView-2 satellite image from 2011. Before conducting experiments with both methods pre-processing of the remote sensing data was performed, such as atmospheric corrections, image matching and Ground Truth generation.

Regarding the method using the Random Forest classifier, a total of 5 experiments were conducted in which the splitting of training and test data was done at a polygon level with a ratio approximately equal to 70%-30% respectively. After the implementation of each experiment, the classification errors were identified quantitatively (Confusion Matrix) and qualitatively (prediction map). Each time the Ground Truth data was corrected and new data was obtained mainly in areas that presented incorrect classifications. Gradually the values of the evaluation indices (Producer's Accuracy & User's Accuracy) and the prediction maps showed an improvement and the overlaps that existed between different land cover categories with similar spectral characteristics were corrected to a significant extent. The experiment with the best quantitative and qualitative results gave an Overall Accuracy of classification of 90.4%.

Regarding the method based on Object Based Image Analysis, in order to be able to compare its results with those obtained based on the Random Forest methodology, the Ground Truth of the best experiment of the previous method was used in combination with the Random Trees algorithm provided in the eCognition software. In the context of this methodology, an image segmentation layer was first created in which the Random Trees algorithm was applied, and then a higher level was created to reclassify categories that presented errors. The simultaneous processing of the two images in an object-oriented environment was deemed suitable for the detection of changes which result in man-made structures. Introducing suitable features in the process of training the Random Trees algorithm (NDVI, Red/Green, Length/Width) and creating suitable rules significantly improved the classification result. Gradually, this method also gave improved results in the values of the evaluation indices (Producer's Accuracy & User's Accuracy) as well as in the prediction maps with the overall accuracy reaching 90.96%.

After systematic testing, parameterization and evaluation, both methods examined were found to be adequate for detecting changes resulting in man-made structures using very high spatial resolution remote sensing data. The results of the two methods were quite close to each other with OBIA method giving slightly better values for the PA and UA indices of most of the change of interest categories as well as the overall classification accuracy. Both methods mostly resulted in successful detection of the same new buildings/roads/pools. In the prediction map of the RF method the "salt-and-pepper" effect was strongly observed, while the OBIA method, as expected, gave better shapes of the objects due to the possibilities offered by the eCognition software. In both methods the classifications showed a confusion of similar spectral categories mainly soil categories resulting in categories that contain tiled buildings. The noise from this phenomenon was significantly reduced with the OBIA method in contrast to the RF method. In addition, the OBIA method was more successful in detecting new roads, although it presented more noise because of the misclassification of classes containing soil into categories resulting in asphalt. Finally, the method with OBIA requires more time and effort from the user, as finding the appropriate rules that will lead to the desired result is a time-consuming process.

Keywords: Change detection, Machine learning, Supervised classification, Random Forest, Object Based Image Analysis, From-to transitions, Registration

Περιεχόμενα

Πρόλογος iii
Περίληψη v
Abstract vii
Περιεχόμενα ix
Κατάλογος Εικόνων xi
Κατάλογος Πινάκων xiv
1. Εισαγωγή 1
2. Θεωρητικό υπόβαθρο και ανασκόπηση βιβλιογραφίας 3
2.1 Τηλεπισκόπηση και αρχές ανίχνευσης διαχρονικών μεταβολών 3
2.2 Πρακτικές ανίχνευσης μεταβολών (Change Detection techniques) 4
2.3 Τεχνικές ανίχνευσης μεταβολών βασισμένες σε εικονοστοιχεία (Pixel-based) 8
2.3.1 Μηχανική Μάθηση 9
2.3.2 Ο αλγόριθμος Random Forest (RF) στην τηλεπισκόπηση 10
2.4 Αντικειμενοστραφής Ανάλυση 13
2.4.1 Το Λογισμικό eCognition 14
2.4.2 Βασικά Χαρακτηριστικά του eCognition 14
3. Δεδομένα και Προεπεξεργασίες 16
3.1 Περιοχή Μελέτης 16
3.2 Πολυφασματικά Τηλεπισκοπικά Δεδομένα 17
3.3 Προεπεξεργασίες Δορυφορικών Εικόνων και Διορθώσεις 18
3.3.1 Ατμοσφαιρική Διόρθωση 19
3.3.2 Συγχώνευση Εικόνων (Pan-Sharpening) 19
3.3.3 Αναγωγή δορυφορικών εικόνων στο ίδιο σύστημα αναφοράς και μέγεθος εικονοστοιχείου 20
3.3.4 Αντιστοίχιση Δορυφορικών Εικόνων 21
3.4 Παραγωγή Δεδομένων Αναφοράς (Ground Truth) 21
4. Ανάπτυξη μεθοδολογίας με χρήση του ταξινομητή Random Forest – Αποτελέσματα και αξιολόγηση 28
4.1 Εξαγωγή πίνακα χαρακτηριστικών και διανύσματος χαρακτηριστικών τιμών 28
4.2 Σχεδιασμός πειραμάτων 29
4.3 Πρώτο Πείραμα 30

4.3.1 Ποσοτική Αξιολόγηση Πρώτου Πειράματος 30
4.3.2 Ποιοτική Αξιολόγηση Πρώτου Πειράματος 33
4.4 Δεύτερο Πείραμα 36
4.4.1 Ποσοτική Αξιολόγηση Δεύτερου Πειράματος 38
4.4.2 Ποιοτική Αξιολόγηση Δεύτερου Πειράματος 39
4.5 Τρίτο Πείραμα 40
4.6 Τέταρτο Πείραμα 42
4.6.1 Ποσοτική Αξιολόγηση Τέταρτου Πειράματος 42
4.6.2 Ποιοτική Αξιολόγηση Τέταρτου Πειράματος 45
4.7 Πέμπτο Πείραμα 46
4.8 Ομαδοποίηση κατηγοριών 49
4.9 Συγκριτική Αξιολόγηση Πειραμάτων 51
5. Ανάπτυξη Μεθοδολογίας σε Αντικειμενοστραφές Περιβάλλον Ανάλυσης Εικόνας με χρήση του αλγορίθμου ταξινόμησης Random Trees και μέσω Ανάπτυξης Κανόνων Ασαφούς Λογικής – Αποτελέσματα και Αξιολόγηση 54
5.1 Αντικειμενοστραφής Ανάλυση εικόνας 54
5.2 Κατάτμηση Εικόνας 55
5.3 Δημιουργία samples και Class Hierarchy 59
5.4 Χαρακτηριστικά αντικειμένων (Features) 61
5.5 Ταξινόμηση εικόνας 63
5.5.1 Πρώτο πείραμα ταξινόμησης 1ου επιπέδου – χρήση classifier Random Trees 64
5.5.2 Δεύτερο πείραμα ταξινόμησης 1ου επιπέδου – εισαγωγή features στην ταξινόμηση με χρήση του classifier Random Trees 72
5.5.3 Τρίτο πείραμα ταξινόμησης 1ου επιπέδου – ορθή απόδοση των κατηγοριών μεταβολής που καταλήγουν σε πισίνες 75
5.5.4 Τέταρτο πείραμα ταξινόμησης – Βελτίωση αποτελεσμάτων προηγούμενης ταξινόμησης 80
5.6 Ομαδοποίηση κατηγοριών 87
6. Συγκριτική αξιολόγηση των δύο μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση μεταβολών ανθρωπογενών κατασκευών 88
7. Συμπεράσματα και προοπτικές 93
7.1 Συμπεράσματα 93
7.2 Προοπτικές 95
Βιβλιογραφία 97

Κατάλογος Εικόνων

Εικόνα 2.1: Τύποι Μηχανικής Μάθησης 9

Εικόνα 2.2: Φάσεις εκπαίδευσης και ταξινόμησης του ταξινομητή Random Forest: i = δείγματα, j = μεταβλητές, p = πιθανότητα, c = κλάση, s = δεδομένα, t = αριθμός δέντρων, d = νέα δεδομένα που πρέπει να ταξινομηθούν και τιμή = οι διαφορετικές τιμές που η μεταβλητή j (Belgiu & Drăguţ, 2016).12

Εικόνα 3.1: Περιοχή μελέτης που καλύπτουν οι δορυφορικές εικόνες – Ανατολική Αττική (Πηγή: Google Satellite)..... 16

Εικόνα 3.2: Περιοχή μελέτης όπως εκτείνεται στους δήμους Ραφήνας-Πικερμίου και Σπάτων-Αρτέμιδος (Πηγή: Google Satellite)..... 17

Εικόνα 3.3: Κλάσεις που δημιουργήθηκαν και θα αποτελέσουν τα δεδομένα αναφοράς. Με πράσινο χρώμα φαίνονται οι κατηγορίες που συμμετέχουν σε κάθε πείραμα, ενώ με γκρι χρώμα οι κατηγορίες που δεν συμμετέχουν..... 23

Εικόνα 4.1: Μεθοδολογική προσέγγιση (Πηγή: Τσόντζου, 2021)..... 29

Εικόνα 4.2: Χάρτης πρόβλεψης 1ου πειράματος (κάτω), φυσικό έγχρωμο σύνθετο δορυφορικής εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω αριστερά) και δορυφορικής εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω δεξιά)34

Εικόνα 4.3: Απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος – Λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή από έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα και λανθασμένη ταξινόμηση σταθερής κατηγορίας εδάφους ως κτίσμα κεραμοσκεπές 35

Εικόνα 4.4: Απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος – Ορθή ανίχνευση νεών κτισμάτων36

Εικόνα 4.5: Απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος – Ορθή ανίχνευση νεών δρόμων – λανθασμένη ταξινόμηση μεταβολής σε δρόμο ως μεταβολή σε πισίνα..... 36

Εικόνα 4.6: Χάρτης μεταβολών πρώτου πειράματος (κάτω αριστερά) - Χάρτης μεταβολών δεύτερου πειράματος (κάτω δεξιά)..... 39

Εικόνα 4.7: Απόσπασμα ταξινόμησης δεύτερου πειράματος – λανθασμένη ταξινόμηση κατηγορίας μεταβολής που καταλήγει σε ανοιχτόχρωμο έδαφος σε κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος που καταλήγει σε πλακοσκεπές κτίσμα λευκό – λανθασμένη ταξινόμηση κατηγορίας μεταβολής που καταλήγει σε σκουρόχρωμο έδαφος σε κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος που καταλήγει σε κεραμοσκεπές κτίσμα 40

Εικόνα 4.8: Χάρτης μεταβολών πρώτου πειράματος (αριστερά) - Χάρτης μεταβολών τέταρτου πειράματος (δεξιά) - Εμφανής μείωση θορύβου 45

Εικόνα 4.9: Ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων, δρόμων και πισινών – 4ο πείραμα..... 46

Εικόνα 4.10: Αποσπάσματα χαρτών πρόβλεψης 4ου πειράματος (αριστερά) και πέμπτου πειράματος (δεξιά)..... 47

Εικόνα 4.11: Χάρτες πρόβλεψης 1ου πειράματος (πάνω αριστερά), δεύτερου πειράματος (πάνω δεξιά) και τέταρτου πειράματος (κάτω)..... 52

Εικόνα 4.12: Σταδιακή βελτίωση αποτελεσμάτων χαρτογράφησης – Ανίχνευση νέων κτισμάτων/δρόμων/πισινών 53

Εικόνα 5.1: Εισαγωγή καναλιών των εικόνων QuickBird και WorldView-2 και του GroundTruth του 4ου πειράματος στο eCognition 56

Εικόνα 5.2: Αποτέλεσμα κατάτμησης με scale:30, shape:0.1 και compactness:0.5 58

Εικόνα 5.3: Αποτέλεσμα κατάτμησης με scale:30, shape:0.7 και compactness:0.8 59

Εικόνα 5.4: Εντολές για την εισαγωγή των δεδομένων εκπαίδευσης ως TTA Mask 60

Εικόνα 5.5: Δημιουργία Class Hierarchy κατά την εισαγωγή του GroundTruth ως TTA Mask..... 60

Εικόνα 5.6: Feature View και χαρακτηριστικά γνωρίσματα που διαθέτει..... 62

Εικόνα 5.7: Στιγμιότυπο από την οπτικοποίηση του feature που δημιουργήθηκε «δείκτης NDVI» για την εικόνα WorldView-2 για τιμές από 0.28 έως 1, με τη βοήθεια του εργαλείου Feature View στο eCognition..... 63

Εικόνα 5.8: Δημιουργία process για τη διενέργεια της εκπαίδευσης (train) του ταξινομητή Random Trees Παραμετροποίηση classifier Random Trees στο eCognition 65

Εικόνα 5.9: Δημιουργία process για τη διενέργεια της ταξινόμησης στο eCognition 66

Εικόνα 5.10: Παραγωγή πίνακα σύγχυσης βάσει TTA Mask δεδομένων ελέγχου 67

Εικόνα 5.11: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (μέση), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (δεξιά) – Ορθή ανίχνευση νεών κτισμάτων – Λανθασμένη ταξινόμηση μεταβολών σε σκιές σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε πισίνες..... 69

Εικόνα 5.12: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω δεξιά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (κάτω) – Λανθασμένη ταξινόμηση κατηγορίας μεταβολής που καταλήγει σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε άσφαλτο – Λανθασμένη ταξινόμηση κατηγορίας μεταβολής που καταλήγει σε πισίνα σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι/λευκό 70

Εικόνα 5.13: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (μέση), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (δεξιά) – Λανθασμένη ταξινόμηση επιφανειών με κτίσματα σε κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος λόγω κακής αντιστοίχισης εικόνων..... 70

Εικόνα 5.14: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω δεξιά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (κάτω) – Λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή από έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα και λανθασμένη ταξινόμηση σταθερής κατηγορίας εδάφους ως κτίσμα κεραμοσκεπές..... 71

Εικόνα 5.15: Απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (αριστερά) και δεύτερου πειράματος ταξινόμησης (δεξιά) – Αισθητή βελτίωση σχημάτων των αντικειμένων/ μείωση θορύβου που προκαλείται από λανθασμένη ταξινόμηση κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος σε κατηγορίες που εμπεριέχουν κεραμοσκεπή κτίσματα/ καλύτερη ανίχνευση νέων δρόμων 74

Εικόνα 5.16: Εισαγωγή κανόνων στις κατηγορίες ενδιαφέροντος Soil_Pool και Vege_Pool (αριστερά), δημιουργία process για τη διενέργεια του αλγορίθμου classification για τις κατηγορίες μεταβολών ενδιαφέροντος Soil_Pool και Vege_Pool (δεξιά) 76

Εικόνα 5.17: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω δεξιά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης 2ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition (κάτω αριστερά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης 3ου πειράματος στο eCognition (κάτω δεξιά) – Ορθότερη ταξινόμηση των κατηγοριών Soil_Pool και Vege_Pool 78

Εικόνα 5.18: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω δεξιά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης 2ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition (κάτω αριστερά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης 3ου πειράματος στο eCognition (κάτω δεξιά) – Εξάλειψη θορύβου λόγω λανθασμένης ταξινόμησης κατηγοριών που καταλήγουν σε σκιά σε κατηγορίες που καταλήγουν σε πισίνες. 79

Εικόνα 5.19: Δημιουργία καινούριου ανώτερου επιπέδου, αντίγραφου του level 1 80

Εικόνα 5.20: Δημιουργία κανόνων για σωστή ταξινόμηση κατηγοριών σκουρόχρωμου εδάφους που ταξινομήθηκαν λανθασμένα στη σταθερή κατηγορία κεραμοσκεπές κτίσμα 81

Εικόνα 5.21: Βελτίωση αποτελέσματος ταξινόμησης – ορθή ταξινόμηση κατηγοριών σκουρόχρωμου εδάφους που είχε ταξινομηθεί ως κτίσμα κεραμοσκεπές 82

Εικόνα 5.22: Δημιουργία κανόνων για σωστή ταξινόμηση κατηγοριών σκουρόχρωμης/ανοιχτόχρωμης ασφάλτου που ταξινομήθηκε λανθασμένα σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε γκρι πλακοσκεπές κτίσμα 83

Εικόνα 5.23: Βελτίωση αποτελέσματος ταξινόμησης – ορθή ταξινόμηση κατηγοριών ανοιχτόχρωμης/σκουρόχρωμης ασφάλτου που είχε ταξινομηθεί σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε γκρι πλακοσκεπές κτίσμα 84

Εικόνα 5.24: Δημιουργία process για τη διενέργεια ιεραρχικής ταξινόμησης σε συγκεκριμένες κατηγορίες 86

Εικόνα 5.25: Process Tree στο eCognition 86

Εικόνα 6.1: Συγκριτική αξιολόγηση των δύο μεθόδων ανίχνευσης μεταβολών – ορθή ανίχνευση μεταβολών σε ανθρωπογενείς κατασκευές – φαινόμενο salt and pepper effect στο χάρτη πρόβλεψης της μεθόδου με χρήση του ταξινομητή Random Forest 89

Εικόνα 6.2: Συγκριτική αξιολόγηση των δύο μεθόδων ανίχνευσης μεταβολών – καλύτερη ανίχνευση νέων δρόμων με OBIA – θόρυβος λόγω λανθασμένης ταξινόμησης κατηγοριών εδάφους σε κεραμοσκεπές κτίσμα με RF – θόρυβος λόγω λανθασμένης ταξινόμησης κατηγοριών εδάφους σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε άσφαλτο με OBIA 90

Εικόνα 6.3: Λανθασμένη ταξινόμηση επιφανειών με κτίσματα σε κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος λόγω κακής αντιστοίχισης των εικόνων 91

Κατάλογος Πινάκων

Πίνακας 2.1: Σύνοψη διαφορετικών τεχνικών ανίχνευσης αλλαγών (Hussain et al., 2013 – μετάφραση Τσόντζου,2021) 8

Πίνακας 3.1: Βασικά χαρακτηριστικά του δορυφόρου QuickBird 17

Πίνακας 3.2: Βασικά χαρακτηριστικά του δορυφόρου WorldView-2 18

Πίνακας 4.1: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του πρώτου πειράματος 32

Πίνακας 4.2: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του δεύτερου πειράματος 37

Πίνακας 4.3: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του τρίτου πειράματος 41

Πίνακας 4.4: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του τέταρτου πειράματος 44

Πίνακας 4.5: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του πέμπτου πειράματος 48

Πίνακας 4.6: Ομαδοποίηση κατηγοριών τέταρτου πειράματος 49

Πίνακας 4.7: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) των ομαδοποιημένων κατηγοριών του τέταρτου πειράματος 50

Πίνακας 4.8: Συγκριτική παρουσίαση πειραμάτων βάσει στοιχείων των πινάκων σύγχυσης 51

Πίνακας 5.1: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) 1ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition .. 68

Πίνακας 5.2: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) 2ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition .. 73

Πίνακας 5.3: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) 3ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition .. 77

Πίνακας 5.4: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) 4ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition .. 85

Πίνακας 5.5: Confusion Matrix έπειτα από aggregation κατηγοριών 87

Πίνακας 6.1: Producer’s Accuracy, User’s Accuracy και Overall Accuracy για τις κατηγορίες ενδιαφέροντος των δύο μεθοδολογιών που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση μεταβολών που καταλήγουν σε ανθρωπογενείς κατασκευές 88

1. Εισαγωγή

Τις τελευταίες δεκαετίες η παρατεταμένη αστικοποίηση σε συνδυασμό με την κλιματική αλλαγή έχει προξενήσει σημαντικές μορφολογικές αλλαγές σε πολλές περιοχές ανάμεσα στις οποίες εντάσσεται και η Αττική. Η επιφάνεια της γης μεταβάλλεται συνεχώς στη διάρκεια του χρόνου λόγω των ανθρωπογενών παρεμβάσεων και των διάφορων φυσικών φαινομένων με αποτέλεσμα αδόμητες περιοχές να καλύπτονται από ανθρωπογενείς κατασκευές, δάση να καίγονται ή να αποψιλώνονται, γυμνό έδαφος να καλύπτεται από καλλιέργειες κ.ά. Η ύπαρξη τέτοιων φαινομένων επιβάλλει τη συστηματική παρακολούθηση της γήινης επιφάνειας και των μεταβολών στις οποίες αυτή υπόκειται. Η ενδελεχής ανάλυση τέτοιου είδους φαινομένων θα μπορούσε να παρέχει μια πολύ σαφή εικόνα του καθεστώτος κάλυψης γης που ίσχυε σε κάθε χρονική στιγμή και των ειδών των αλλαγών που βιώνει μια περιοχή και μπορεί να αποτελέσει σημαντικό εργαλείο για τη βιώσιμη διαχείριση του περιβάλλοντος και των διαθέσιμων φυσικών πόρων.

Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η ανάπτυξη και η αξιολόγηση δύο διαφορετικών μεθοδολογικών προσεγγίσεων για την ανίχνευση μεταβολών που καταλήγουν σε ανθρωπογενείς κατασκευές (κτίσματα, δρόμοι, πισίνες). Η πρώτη μέθοδος χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Forest και υλοποιήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Python, ενώ η δεύτερη μέθοδος βασίστηκε σε αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας (Object Based Image Analysis) και υλοποιήθηκε με τη βοήθεια του λογισμικού eCognition. Η περιοχή η οποία μελετήθηκε αποτελεί τμήμα της Περιφερειακής Ενότητας Ανατολικής Αττικής και καλύπτει τμήματα των Δήμων Σπάτων-Αρτέμιδος και Ραφήνας-Πικερμίου. Για την περιοχή αυτή διατέθηκαν τηλεπισκοπικά δεδομένα πολύ υψηλής χωρικής ανάλυσης και συγκεκριμένα μία δορυφορική εικόνα QuickBird του 2006 και μία δορυφορική εικόνα WorldView-2 του 2011. Ως επιμέρους στόχοι τέθηκαν η κατάλληλη προεπεξεργασία των τηλεπισκοπικών δεδομένων και η λεπτομερής συλλογή δεδομένων αναφοράς (Ground Truth) σχετικών με μεταβολές στη δόμηση αλλά και άλλων καλύψεων γης. Επιπλέον σχεδιάστηκαν και υλοποιήθηκαν πειράματα για την κάθε μέθοδο τα οποία αξιολογήθηκαν ποσοτικά και ποιοτικά.

Αναλυτικά το κύριο μέρος της εργασίας αποτελείται από επτά κεφάλαια. Στο παρόν κεφάλαιο (**πρώτο**) γίνεται μία εισαγωγή και παρουσιάζονται το αντικείμενο και οι στόχοι της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Στο **δεύτερο** κεφάλαιο πραγματοποιείται ανασκόπηση βιβλιογραφίας, γίνεται αναφορά σε μεθόδους και τεχνικές που έχουν αξιοποιηθεί για την ανίχνευση μεταβολών με χρήση τηλεπισκοπικών δεδομένων και αναλύονται οι μέθοδοι που αξιοποιήθηκαν στην παρούσα μελέτη.

Στο **τρίτο** κεφάλαιο παρουσιάζεται η περιοχή μελέτης, τα τηλεπισκοπικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας εργασίας καθώς και κάποια τεχνικά χαρακτηριστικά των τηλεπισκοπικών δεκτών λήψης των εικόνων. Επιπλέον, γίνεται αναφορά στην προεπεξεργασία των τηλεπισκοπικών δεδομένων και στις διορθώσεις στις οποίες έγιναν για τη βελτίωσή τους. Περιγράφονται οι κατηγορίες μεταβολών και μη των καλύψεων γης που θα λάβουν μέρος στην ταξινόμηση, καθώς και η διαδικασία δημιουργίας των δεδομένων αναφοράς (Ground Truth).

Το **τέταρτο** κεφάλαιο αφορά τη μεθοδολογική προσέγγιση με χρήση του ταξινομητή Random Forest και παρουσιάζονται αναλυτικά όλα τα πειράματα τα οποία διεξήχθησαν, καθώς και τα ποσοτικά και ποιοτικά αποτελέσματα που προέκυψαν σε κάθε περίπτωση (πίνακες σύγχυσης και χάρτες πρόβλεψης). Πραγματοποιείται σχολιασμός των αποτελεσμάτων του κάθε πειράματος και μια συγκριτική αξιολόγηση μεταξύ τους και παρατίθενται οπτικά παραδείγματα για την κατανόηση τους.

Το **πέμπτο** κεφάλαιο αντίστοιχα αφορά τη μεθοδολογική προσέγγιση με αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας. Παρουσιάζεται αναλυτικά η διαδικασία κατάτμησης της εικόνας και οι διάφοροι πειραματισμοί που έγιναν για την εξαγωγή του καλύτερου δυνατού αποτελέσματος ταξινόμησης ξεκινώντας από μία απλή ταξινόμηση με χρήση του αλγορίθμου Random Trees, εμπλουτίζοντάς την με τα κατάλληλα χαρακτηριστικά και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας κανόνες για τη βελτίωσή της. Και εδώ παρατίθενται οι πίνακες σύγχυσης του κάθε πειράματος και αποσπάσματα των χαρτών πρόβλεψης και αξιολογούνται τα αποτελέσματα.

Στο **έκτο** κεφάλαιο πραγματοποιείται μία συγκριτική αξιολόγηση των δύο μεθόδων που αξιοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας εργασίας παρατίθενται πίνακες με τις ακρίβειες των δυο προσεγγίσεων και οπτικά παραδείγματα και περιγράφονται τα πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα που παρουσίασε η κάθε μέθοδος.

Στο **έβδομο** κεφάλαιο παρουσιάζονται τα συμπεράσματα που προέκυψαν από την εφαρμογή των δύο μεθοδολογικών προσεγγίσεων που αναπτύχθηκαν, επισημαίνονται τα προβλήματα που παρουσιάστηκαν στα διάφορα στάδια της ανάλυσης και δίνονται κατευθύνσεις για περαιτέρω έρευνα σε θέματα που αφορούν στη βελτίωση και των δύο μεθόδων.

Τέλος παρατίθεται η **βιβλιογραφία** που αξιοποιήθηκε στα πλαίσια εκπόνησης της παρούσας εργασίας.

2. Θεωρητικό υπόβαθρο και ανασκόπηση βιβλιογραφίας

Οι πληροφορίες αλλαγής της επιφάνειας της γης γίνονται όλο και πιο σημαντικές για την παρακολούθηση των τοπικών, περιφερειακών και παγκόσμιων πόρων και του περιβάλλοντος. Η μεγάλη συλλογή εικόνων τηλεπισκόπησης του παρελθόντος και του παρόντος καθιστά δυνατή την ανάλυση του χωροχρονικού προτύπου των περιβαλλοντικών στοιχείων και των επιπτώσεων των ανθρώπινων δραστηριοτήτων τις περασμένες δεκαετίες (Jianya et al. 2008).

2.1 Τηλεπισκόπηση και αρχές ανίχνευσης διαχρονικών μεταβολών

Η επιστήμη και η πρακτική που είναι γνωστή ως τηλεπισκόπηση ασχολείται με τις βασικές αρχές, τις αναλογικές και ψηφιακές μεθόδους και τα εργαλεία που χρησιμοποιούνται για τη συλλογή, επεξεργασία και ανάλυση ποιοτικών και ποσοτικών δεδομένων για μια ποικιλία γεγονότων ή αντικειμένων από απόσταση. Έχει εφαρμογή όχι μόνο στην καταγραφή και παρακολούθηση των φυσικών και ανθρώπινων πόρων γενικότερα αλλά ιδιαίτερα στις επιστήμες της δασοκομίας, της γεωλογίας, της γεωμορφολογίας, της ωκεανογραφίας, της κλιματολογίας, της γεωγραφίας και της περιφερειακής ανάπτυξης (Αργιαλάς 1998).

Η έγκαιρη και ακριβής ανίχνευση αλλαγών των χαρακτηριστικών της επιφάνειας της Γης είναι εξαιρετικά σημαντική για την κατανόηση των σχέσεων και των αλληλεπιδράσεων μεταξύ ανθρώπινων και φυσικών φαινομένων, προκειμένου να προωθηθεί η καλύτερη λήψη αποφάσεων. Τα δεδομένα τηλεπισκόπησης είναι πρωταρχικές πηγές που χρησιμοποιούνται ευρέως για τον εντοπισμό αλλαγών τις τελευταίες δεκαετίες. Πολλές τεχνικές ανίχνευσης αλλαγών έχουν αναπτυχθεί. Αυτό το άρθρο συνοψίζει και ανασκοπεί αυτές τις τεχνικές. Προηγούμενη βιβλιογραφία έχει δείξει ότι η διαφορά εικόνας, η ανάλυση των κύριων συνιστωσών και η σύγκριση μετά την ταξινόμηση είναι οι πιο κοινές μέθοδοι που χρησιμοποιούνται για την ανίχνευση αλλαγών. Τα τελευταία χρόνια, η ανάλυση φασματικών μειγμάτων, τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα και η ενοποίηση γεωγραφικών συστημάτων πληροφοριών και δεδομένων τηλεπισκόπησης έχουν γίνει σημαντικές τεχνικές για εφαρμογές ανίχνευσης αλλαγών. Διαφορετικοί αλγόριθμοι ανίχνευσης αλλαγών έχουν τα δικά τους πλεονεκτήματα και καμία μεμονωμένη προσέγγιση δεν είναι βέλτιστη και εφαρμόσιμη σε όλες τις περιπτώσεις. Στην πράξη, διαφορετικοί αλγόριθμοι συχνά συγκρίνονται για να βρεθούν τα καλύτερα αποτελέσματα ανίχνευσης αλλαγών για μια συγκεκριμένη εφαρμογή. Η έρευνα των τεχνικών ανίχνευσης αλλαγών εξακολουθεί να είναι ένα ενεργό θέμα και χρειάζονται νέες τεχνικές για την αποτελεσματική χρήση των ολοένα και πιο διαφοροποιημένων και πολύπλοκων δεδομένων τηλεπισκόπησης που είναι διαθέσιμα ή αναμένεται να είναι σύντομα διαθέσιμα από δορυφορικούς και αερομεταφερόμενους αισθητήρες (Lu et al., 2004).

2.2 Πρακτικές ανίχνευσης μεταβολών (Change Detection techniques)

Για την ανίχνευση και την ανάλυση των μεταβολών στην επιφάνεια της γης, χρησιμοποιούνται διάφορες τεχνικές. Πριν αναφέρουμε διάφορες τεχνικές ανίχνευσης αλλαγών, είναι απαραίτητο να γνωρίζουμε τη διαδικασία ανίχνευσης αλλαγών. Για την ανίχνευση των αλλαγών της επιφάνειας της γης, έξι βασικά βήματα είναι σημαντικά όπως αναφέρει ο Jensen τα οποία είναι τα εξής:

1. Φύση των προβλημάτων ανίχνευσης αλλαγών.
2. Επιλογή δεδομένων τηλεπισκόπησης.
3. Προεπεξεργασία εικόνας.
4. Επεξεργασία ή ταξινόμηση εικόνας.
5. Επιλογή αλγόριθμου ανίχνευσης αλλαγών.
6. Αξιολόγηση των αποτελεσμάτων ανίχνευσης αλλαγών.

Ο στόχος της ανίχνευσης αλλαγών είναι να διακρίνει εκείνες τις περιοχές στις ψηφιακές εικόνες που απεικονίζουν την αλλαγή στο χαρακτηριστικό ενδιαφέροντος μεταξύ δύο ή περισσότερων ημερομηνιών εικόνας. Η αξιοπιστία της διαδικασίας ανίχνευσης αλλαγών μπορεί να επηρεαστεί έντονα από διάφορους περιβαλλοντικούς παράγοντες που ενδέχεται να αλλάξουν μεταξύ των ημερομηνιών εικόνας. Οι διάφορες τεχνικές ανίχνευσης αλλαγών που χρησιμοποιούνται χωρίζονται στις εξής κύριες κατηγορίες:

- Post classification

Αυτή η μέθοδος είναι επίσης γνωστή ως ταξινόμηση δέλτα. Η μέθοδος μετά την ταξινόμηση έχει αποδειχθεί ότι είναι η πιο δημοφιλής προσέγγιση στην ανάλυση ανίχνευσης αλλαγών. Απαιτεί τη σύγκριση ανεξάρτητης ταξινομημένης εικόνας. Η προσέγγιση αυτής της μεθόδου βασίζεται στη διόρθωση των ταξινομημένων εικόνων ανεξάρτητα και στη συνέχεια δημιουργούνται οι θεματικοί χάρτες που ακολουθείται από τη σύγκριση των αντίστοιχων ετικετών για τον εντοπισμό των περιοχών όπου έχει συμβεί αλλαγή.

- Λόγος εικόνας (Image ratioing)

Για τον προσδιορισμό των περιοχών αλλαγής, η μέθοδος λόγου εικόνας θεωρείται ως ένας γρήγορος μέσος όρος. Ο λόγος εικόνας εκτελείται με τον υπολογισμό του λόγου των τιμών DN των αντίστοιχων pixel στις δύο καταχωρημένες εικόνες σε διαφορετικές ημερομηνίες με μία ή περισσότερες ζώνες. Η σύγκριση μεταξύ των δεδομένων γίνεται ανά εικονοστοιχείο.

- Διαφορά εικόνας (Image differencing)

Σε αυτή τη μέθοδο, η τιμή DN δύο χωρικά καταχωρημένων εικόνων που αποκτώνται σε διαφορετικούς χρόνους αφαιρούνται pixel προς pixel και ζώνη προς ζώνη (Maulana et al., 2017).

Η επιλογή της κατάλληλης μεθοδολογίας για την ανίχνευση μεταβολών σχετίζεται άμεσα με τον σκοπό της μελέτης καθώς και με το είδος των διαθέσιμων δεδομένων. Ακόμα, σημαντικό ρόλο στην επιλογή της κατάλληλης τεχνικής παίζει το μέγεθος της περιοχής μελέτης σε συνδυασμό με την χωρική ανάλυση των δεδομένων.

Στον πίνακα που ακολουθεί (Πίνακας 2.1) αναλύονται οι τεχνικές οι οποίες υφίστανται αυτή την στιγμή με τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα κάθε μιας από αυτές. Σημειώνεται ότι στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήθηκαν ο ταξινομητής μηχανικής μάθησης Random Forest, καθώς και το λογισμικό eCognition προκειμένου να εντοπισθούν απευθείας μεταβολές από μία κατηγορία σε μία άλλη.

Τεχνική	Υποκατηγορία	Προσέγγιση	Πλεονεκτήματα	Περιορισμοί	Παράδειγμα εφαρμογής
Βασισμένη σε εικονοστοιχεία (Pixel – based)	**Απευθείας σύγκριση (Direct Comparison)**	**Διαφορά Εικόνων (Image differencing)**	• Απλή • Εύκολη ερμηνεία αποτελεσμάτων	• 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. • Δυαδική (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)	• Καλύτερη διαχείριση των σφαλμάτων βαθμονόμησης (γωνία ηλιακής ακτινοβολίας, σκιές, επίδραση ανάγλυφου) (Rignot και van Zyl, 1993)	• Δεν υπάρχουν πλήρεις πίνακες με την πληροφορία της αλλαγής • Μη κανονική κατανομή των αποτελεσμάτων • Δυαδική (αλλαγή, όχι αλλαγή)	Environmental change using Landsat (Howarth και Wickware, 1981)
		Ανάλυση Παλινδρόμησης (Regression Analysis)	• 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)	• 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)
	Μετασχηματισμός/ από εικόνα (Transformation/ from image)	**Διαφορά δείκτη βλάστησης (Vegetation index differencing)**	• Μείωση της επίδρασης της τοπογραφίας και των συνθηκών φωτισμού	• Τυχαίος ή συστηματικός θόρυβος • Δυαδική (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)	• 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)	• 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	• Μείωση του πλεονασμού των δεδομένων	• Εξάρτηση από την υπό εξέταση σκηνή η οποία	Brush-fire damage and vegetation regrowth

		Components Analysis-PCA)	• Έμφαση στην διαφορετική πληροφορία που παρέχει κάθε συνιστώσα	καθιστά δύσκολη την ερμηνεία ειδικά σε διαφορετικές ημερομηνίες • Δεν διαφοροποιείται ανάλογα με το είδος της αλλαγής, αντίθετα ενημερώνει για περιοχές που έχουν μεταβληθεί (δυαδική αλλαγή)	(Richards, 1984) Land-cover change (Byrne et al., 1980) land-use change detection and analysis (Deng et al., 2008)
		Μετασχηματισμός Tasseled Cap (Tasselled cap transformation – KT)	• 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	• 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)	• Στατιστική επεξήγηση της χωρικής κατανομής των εικονοστοιχείων • Οι οικιστικές περιοχές παρουσιάζουν υψηλότερες τιμές υφής • Μέτρηση της σχετικής συχνότητας της χωρικής γειτνίασης	• 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)**	• Μείωση της επίδρασης της ατμόσφαιρας, αισθητήρα και περιβάλλοντος • Πλήρης πίνακας με την πληροφορία της αλλαγής • Ελαχιστοποίηση της επίδρασης από την χρήση εικόνων διαφορετικών αισθητήρων	• Ανάγκη για ακριβές 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)	• Μία ταξινόμηση για στοιβάδες δεδομένων (stacked data) • Δεν απαιτείται ατμοσφαιρική διόρθωση	• 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)**	• Ο ANN είναι ένας μη παραμετρικός αλγόριθμος επιβλεπόμενης ταξινόμησης • Εκτίμηση των ιδιοτήτων των δεδομένων βασισμένη στα δεδομένα εκπαίδευσης	• Τα βασικά ζητήματα είναι: (α) τα αλλεπάλληλα 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)	• Μη παραμετρική και χωρίς υποθέσεις στην κατανομή των δεδομένων • Ικανή να διαχειρίζεται μικρά σύνολα δεδομένων εκπαίδευσης και να παράγει	• 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)

			ταξινομήσεις υψηλότερης ακρίβειας από τις παραδοσιακές μεθόδους (Mantero et al., 2005) • Θεωρητικά μπορεί να διαχειρίζεται μεγαλύτερα σύνολα δεδομένων με πολλές διαστάσεις και μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την ταξινόμηση υπερφασματικών εικόνων (Melgani και Bruzzone, 2004)	βελτιστοποίησης κατά το στάδιο της μάθησης αυξάνεται σημαντικά με την αύξηση των διαστάσεων των δεδομένων (Habib et al., 2009)	
		Δέντρο Απόφασης (Decision Tree)	• Μη παραμετρική και χωρίς υποθέσεις στην κατανομή των δεδομένων • Παρέχει σύνολο κανόνων για τις κλάσεις αλλαγής και μη-αλλαγής	• 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**	• Επιτρέπει την πρόσβαση σε βοηθητικά αρχεία GIS τα οποία βοηθούν την φωτοερμηνευτική διαδικασία και ανάλυση • Ενημέρωση της GIS βάσης δεδομένων	• 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)**	• Προσδιορίζει κατάλληλα φάσματα αναφοράς για κάθε κατηγορία κάλυψης γης • Τα αποτελέσματα είναι σταθερά, ακριβή και μπορούν να επαναληφθούν	• 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)	• Αντικειμενικός καθορισμός τιμών κατωφλίων • Η πιθανολογική συμμετοχή μιας κλάσης μπορεί να παρέχει πιο κατάλληλη αναπαράσταση από τις συμβατικές μεθόδους	• 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)	• Διαφορετικοί αισθητήρες επιτρέπουν τον εντοπισμό διαφορετικών αντικειμένων • Χρήσιμη μέθοδος στην ανάλυση χρονοσειρών οπότε ο ένας αισθητήρας μπορεί να μην είναι διαθέσιμος	• 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**	• Απευθείας σύγκριση των αντικειμένων • Ευκολία υλοποίησης • Ορισμένα αντικείμενα έχουν τις ίδιες γεωμετρικές ιδιότητες σε δύο χρονικές στιγμές • Αλλαγές στις γεωμετρικές ιδιότητες (παράμετρος	• Εξάρτηση από την ακρίβεια της κατάτμησης • 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)	σχήματος π.χ. όρια, μήκος, μέγεθος) • Αλλαγές βάσει φασματικών χαρ/κών ή υφής • Εύκολη ενσωμάτωση σε GIS	• 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 κατατμήσεων (Two segmentation created separately and compared)**	• 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)	• 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	Forest Change detection (Desclée et al., 2006) Land cover and land use change analysis (Gamanya et al., 2009)
	Διαχρονική ανίχνευση μεταβολών από αντικείμενα (Multitemporal object change detection)	**Διαχρονικές εικόνες σε στοίβα/συστοιχία (Stacked Bi-temporal images)**	• 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 εξάγονται για την αναγνώριση των κατηγοριών μεταβολής	• 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	Forest change detection (Desclée et al., 2006) Change detection from time series (Bontemps et al., 2008)
Εξόρυξη γνώσης από χωρικά δεδομένα (Spatial Data mining)	**Εξόρυξη γνώσης από τηλεπισκοπικά δεδομένα (Data mining of remote sensing images)**		• Επιτρέπει την αναζήτηση σε μεγάλα σύνολα δεδομένων • Αναζητεί χωρο-χρονικά πρότυπα • Εξάγει γνώση και σχέσεις • Προσφέρει προχωρημένους αλγορίθμους ταξινόμησης και ομαδοποίησης	• Δυσκολία εκμάθησης • Όχι άμεση ενσωμάτωση των κύριων τεχνικών ανάλυσης εικόνας και των εργαλείων εξόρυξης δεδομένων	Land-use change (Dos Santos Silva et al., 2008) Spatiotemporal changes (Boulila et al., 2011) Environmental change detection (Eklund et al., 2000) Combined OBIA and DM (Vieira et al., 2012)

Πίνακας 2.1: Σύνοψη διαφορετικών τεχνικών ανίχνευσης αλλαγών (Hussain et al., 2013 – μετάφραση Τσόντζου,2021)

2.3 Τεχνικές ανίχνευσης μεταβολών βασισμένες σε εικονοστοιχεία (Pixel-based)

Το pixel είναι η βασική μονάδα ανάλυσης εικόνας και τεχνικών ανίχνευσης αλλαγών από την πρώιμη χρήση των δεδομένων τηλεπισκόπησης. Ένα εικονοστοιχείο είναι η ατομική αναλυτική μονάδα σε αυτές τις τεχνικές των οποίων τα φασματικά χαρακτηριστικά αξιοποιούνται για την ανίχνευση και τη μέτρηση αλλαγών κυρίως χωρίς να λαμβάνεται υπόψη το χωρικό πλαίσιο. Τις περισσότερες φορές χρησιμοποιούνται στατιστικοί τελεστές για την αξιολόγηση του μεμονωμένου εικονοστοιχείου. Οι ερευνητές έχουν αναθεωρήσει τις προσεγγίσεις που βασίζονται σε εικονοστοιχεία, σε μεγαλύτερο βάθος, συνοψίζοντας τις λειτουργίες, τα πλεονεκτήματα και τα μειονεκτήματα (βλ. π.χ. Coppin et al., 2004; Deer, 1995; Ilsever and Ünsalan, 2012; Lu et al., 2004, Singh).

Η σύγκριση βάσει ταξινόμησης για τη μέτρηση της λεπτομερούς αλλαγής (σύγκριση μετά την ταξινόμηση και σύνθετη ή άμεση ταξινόμηση πολλαπλών ημερομηνιών) είναι ίσως η πιο κοινή μεθοδολογία που

υιοθετήθηκε στις μελέτες CD (Change Detection) που μπορεί να περιλαμβάνει τόσο το εικονοστοιχείο όσο και το αντικείμενο. Επίσης, η μηχανική μάθηση (όπως τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, support vector machines, decision tree) και μέθοδοι που βασίζονται σε GIS έχουν χρησιμοποιηθεί για μελέτες αλλαγής (Hussain et al., 2013).

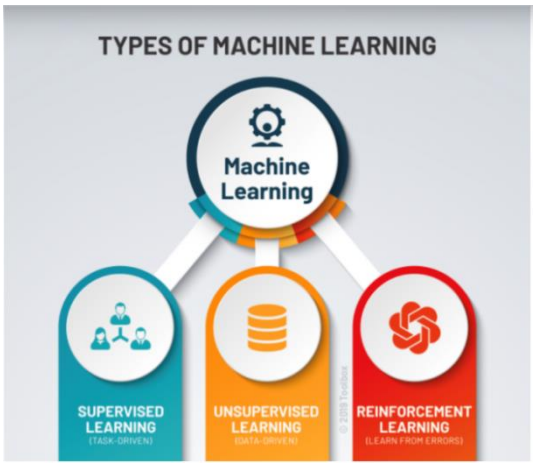
2.3.1 Μηχανική Μάθηση

Η μάθηση είναι το κύριο χαρακτηριστικό της ανθρώπινης νοημοσύνης και το βασικό μέσο απόκτησης γνώσης. Η μηχανική μάθηση είναι ο θεμελιώδης τρόπος για να γίνει ο υπολογιστής έξυπνος. Ο R.Shank έχει πει: «Αν ένας υπολογιστής δεν μπορεί να μάθει, δεν θα ονομάζεται έξυπνος». Δεδομένου ότι η μάθηση είναι μια ολοκληρωμένη διανοητική δραστηριότητα που συνδέεται με τη μνήμη, τη σκέψη, την αντίληψη, το συναίσθημα και άλλες νοητικές δραστηριότητες που συνδέονται στενά. Έτσι, ερευνητές από διαφορετικούς τομείς δίνουν αντιστοίχως και τη δική τους διαφορετική ερμηνεία.

Η μηχανική μάθηση είναι ένα θέμα που μελετά τον τρόπο χρήσης των υπολογιστών για την προσομοίωση των ανθρώπινων μαθησιακών δραστηριοτήτων και τη μελέτη μεθόδων αυτοβελτίωσης των υπολογιστών για την απόκτηση νέων γνώσεων και νέων δεξιοτήτων, τον εντοπισμό υπάρχουσας γνώσης και τη συνεχή βελτίωση της απόδοσης και των επιτευγμάτων τους. Σε σύγκριση με την ανθρώπινη μάθηση, η μηχανική μάθηση μαθαίνει πιο γρήγορα, η συσσώρευση γνώσης διευκολύνει περισσότερο τα αποτελέσματα της μάθησης να διαδίδονται ευκολότερα. Έτσι, οποιαδήποτε πρόοδος του ανθρώπου στον τομέα της μηχανικής μάθησης, θα ενισχύσει την ικανότητα των υπολογιστών, άρα θα έχει αντίκτυπο στην ανθρώπινη κοινωνία.

Μπορούμε να χωρίσουμε τους αλγόριθμους μηχανικής μάθησης σε τρεις κύριες ομάδες με βάση τον σκοπό τους:

1. Επιβλεπόμενη Μάθηση (Supervised Learning).
2. Μη επιβλεπόμενη Μάθηση (Unsupervised Learning).
3. Ενισχυμένη Μάθηση (Reinforcement Learning).



Εικόνα 2.1: Τύποι Μηχανικής Μάθησης

Η επιβλεπόμενη μάθηση είναι ένας από τους πιο βασικούς τύπους μηχανικής μάθησης. Σε αυτόν τον τύπο, ο αλγόριθμος μηχανικής μάθησης εκπαιδεύεται σε δεδομένα με μία συγκεκριμένη ετικέτα. Παρόλο που τα δεδομένα πρέπει να επισημαίνονται με ακρίβεια για να λειτουργήσει αυτή η μέθοδος, η επιβλεπόμενη μάθηση είναι εξαιρετικά ισχυρή όταν χρησιμοποιείται στις σωστές συνθήκες.

Η μη επιβλεπόμενη μάθηση έχει το πλεονέκτημα της δυνατότητας εργασίας με δεδομένα χωρίς ετικέτα. Αυτό σημαίνει ότι δεν απαιτείται ανθρώπινη εργασία για να γίνει το σύνολο δεδομένων αναγνώσιμο από μηχανή, επιτρέποντας την επεξεργασία πολύ μεγαλύτερων συνόλων δεδομένων από το πρόγραμμα.

Η ενισχυμένη μάθηση εμπνέεται άμεσα από το πώς μαθαίνουν τα ανθρώπινα όντα από τα δεδομένα στη ζωή τους. Διαθέτει έναν αλγόριθμο που βελτιώνεται μόνος του και μαθαίνει από νέες καταστάσεις χρησιμοποιώντας μια μέθοδο δοκιμής και λάθους. Τα ευνοϊκά αποτελέσματα ενθαρρύνονται ή «ενισχύονται» και τα μη ευνοϊκά αποτελέσματα αποθαρρύνονται ή «τιμωρούνται».

Οι εποπτευόμενοι παραμετρικοί ταξινομητές, όπως η Ταξινόμηση Μέγιστης Πιθανότητας (Maximum Likelihood Classification - MLC) παρέχουν εξαιρετικά αποτελέσματα όταν ασχολούμαστε με μονοτροπικά δεδομένα. Ωστόσο, έχουν περιορισμούς όταν ασχολούνται με σύνολα δεδομένων εισόδου πολλαπλών τρόπων, επειδή αυτοί οι ταξινομητές υποθέτουν μια κανονική κατανομή δεδομένων (Liu et al., 2011). Μη παραμετρικοί εποπτευόμενοι ταξινομητές όπως το Δέντρο Ταξινόμησης και Παλινδρόμησης (Classification and Regression Tree - CART), Support Vector Machine (SVM) (Mountrakis et al., 2011) και Τεχνητό Νευρωνικό Δίκτυο (ANN) (Mas and Flores, 2007) δεν κάνουν παραδοχές σχετικά με την κατανομή συχνοτήτων και ως εκ τούτου έχουν γίνει όλο και πιο δημοφιλείς για την ταξινόμηση δεδομένων τηλεπισκόπησης, τα οποία σπάνια έχουν κανονικές κατανομές.

2.3.2 Ο αλγόριθμος Random Forest (RF) στην τηλεπισκόπηση

Η τηλεπισκόπηση έχει αποδείξει την αξία της σε πολλούς τομείς, αλλά η επιτυχία οποιασδήποτε ταξινόμησης εικόνας εξαρτάται από διάφορους παράγοντες, συμπεριλαμβανομένης της επιλογής μιας κατάλληλης διαδικασίας ταξινόμησης (Lu & Weng, 2007). Οι εποπτευόμενοι ταξινομητές χρησιμοποιούνται ευρέως, καθώς είναι πιο ισχυροί από τις προσεγγίσεις που βασίζονται σε μοντέλα (Niemeyer et al., 2014).

Αυτοί οι ταξινομητές είναι σε θέση να μάθουν τα χαρακτηριστικά των κατηγοριών-στόχων από δείγματα εκπαίδευσης και να αναγνωρίσουν αυτά τα μαθημένα χαρακτηριστικά στα μη ταξινομημένα δεδομένα. Ένας αποτελεσματικός εποπτευόμενος ταξινομητής πρέπει να αντιμετωπίσει τις εξής προκλήσεις (Millard & Richardson, 2015):

1. μετριασμό του φαινομένου Hughes (δηλαδή η «κατάρα της διάστασης»), το οποίο συμβαίνει όταν ο αριθμός των μεταβλητών είναι πολύ μεγαλύτερος από τον αριθμό των δείγματων εκπαίδευσης (Ghosh et al., 2014)

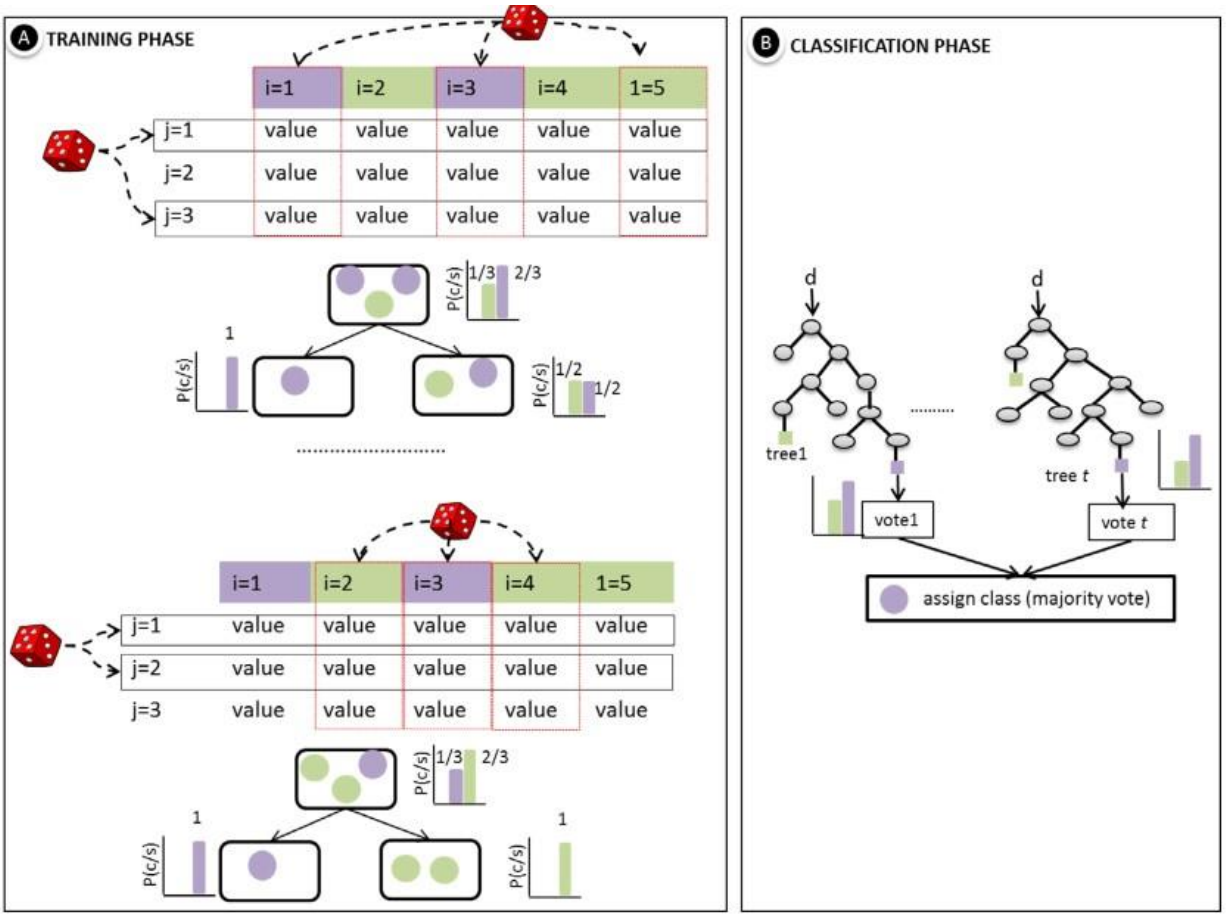
2. να ασχολούνται με τη μη γραμμικότητα των μεταβλητών,
3. να ασχολούνται με μη ισορροπημένα δείγματα εκπαίδευσης και θόρυβο τόσο σε δείγματα εκπαίδευσης όσο και σε δεδομένα χωρίς ετικέτα, και
4. επίτευξη μείωσης του χρόνου υπολογισμού (Gislason et al., 2006).

Τις τελευταίες δύο δεκαετίες η χρήση του ταξινομητή RF (Breiman, 2001) έχει λάβει αυξανόμενη προσοχή λόγω των εξαιρετικών αποτελεσμάτων ταξινόμησης και της ταχύτητας επεξεργασίας (Du et al., 2015; Pal, 2005; Rodriguez-Galiano et al., 2012).

Ο ταξινομητής Random Forest (RF) ανήκει στους αλγόριθμους επιβλεπόμενης μάθησης και είναι ένας ταξινομητής συνόλου που παράγει πολλαπλά δέντρα απόφασης, χρησιμοποιώντας ένα τυχαία επιλεγμένο υποσύνολο εκπαιδευτικών δειγμάτων και μεταβλητών. Αυτός ο ταξινομητής έχει γίνει δημοφιλής στην κοινότητα τηλεπισκόπησης λόγω της ακρίβειας των ταξινομήσεών του (Belgiu & Drăguţ, 2016).

Ο ταξινομητής RF αποδίδει αξιόπιστες ταξινομήσεις χρησιμοποιώντας προβλέψεις που προέρχονται από ένα σύνολο δέντρων απόφασης (Breiman, 2001). Επιπλέον, αυτός ο ταξινομητής μπορεί να χρησιμοποιηθεί με επιτυχία για την επιλογή και την κατάταξη των μεταβλητών με τη μεγαλύτερη ικανότητα διάκρισης μεταξύ των κατηγοριών-στόχων. Αυτό είναι ένα σημαντικό πλεονέκτημα δεδομένου ότι η υψηλή διάσταση των δεδομένων τηλεπισκόπησης καθιστά την επιλογή των πιο σχετικών μεταβλητών χρονοβόρα (Körting et al., 2013), επιρρεπή σε σφάλματα και υποκειμενική εργασία (Belgiu & Drăguţ, 2016). Ένας αριθμός μελετών διερεύνησε συστηματικά τη χρήση του ταξινομητή RF για την ταξινόμηση υπερφασματικών δεδομένων (Ham et al., 2005) και την ταξινόμηση κάλυψης γης (LC) του Enhanced Thematic Mapper (ETM+) (Pal, 2005) ή Multispectral Scanner (MSS) και δεδομένα Digital Elevation Model (DEM) (Gislason et al., 2006).

Ο ταξινομητής RF είναι ένας ταξινομητής συνόλου που χρησιμοποιεί ένα σύνολο CART για να κάνει μια πρόβλεψη (Breiman, 2001). Τα δέντρα δημιουργούνται σχεδιάζοντας ένα υποσύνολο δειγμάτων εκπαίδευσης μέσω αντικατάστασης (προσέγγιση σάκων). Αυτό σημαίνει ότι το ίδιο δείγμα μπορεί να επιλεγεί πολλές φορές, ενώ άλλα μπορεί να μην επιλεγούν καθόλου (Εικόνα 2.2Α).



Εικόνα 2.2: Φάσεις εκπαίδευσης και ταξινόμησης του ταξινομητή Random Forest: i = δείγματα, j = μεταβλητές, p = πιθανότητα, c = κλάση, s = δεδομένα, t = αριθμός δέντρων, d = νέα δεδομένα που πρέπει να ταξινομηθούν και τιμή = οι διαφορετικές τιμές που η μεταβλητή j (Belgiu & Drăguţ, 2016).

Περίπου τα δύο τρίτα των δειγμάτων (που αναφέρονται ως δείγματα εντός σάκου) χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση των δέντρων (Εικ. 2Α) ενώ το υπόλοιπο ένα τρίτο (αναφέρεται ως δείγματα εκτός σάκου) χρησιμοποιείται σε μια εσωτερική διασταύρωση τεχνική επικύρωσης για την εκτίμηση του πόσο καλά αποδίδει το προκύπτον μοντέλο RF (Breiman, 2001).

Αυτή η εκτίμηση σφάλματος είναι γνωστή ως σφάλμα εκτός σάκου (Out of Bag - OOB). Κάθε δέντρο απόφασης παράγεται ανεξάρτητα χωρίς κανένα κλάδεμα και κάθε κόμβος χωρίζεται χρησιμοποιώντας έναν αριθμό χαρακτηριστικών που ορίζει ο χρήστης (Mtry), που επιλέγονται τυχαία. Με την ανάπτυξη του δάσους σε έναν αριθμό δέντρων που ορίζεται από τον χρήστη (Ntree), ο αλγόριθμος δημιουργεί δέντρα που έχουν υψηλή διακύμανση και χαμηλή προκατάληψη (Breiman, 2001). Η τελική απόφαση ταξινόμησης λαμβάνεται με τον μέσο όρο (χρησιμοποιώντας τον αριθμητικό μέσο όρο) των πιθανοτήτων ανάθεσης κλάσεων που υπολογίζονται από όλα τα παραγόμενα δέντρα. Επομένως, μια νέα εισαγωγή δεδομένων χωρίς ετικέτα αξιολογείται έναντι όλων των δέντρων αποφάσεων που δημιουργούνται στο σύνολο και κάθε δέντρο ψηφίζει για μια ιδιότητα μέλους κλάσης. Η κατηγορία μέλους με τις μέγιστες ψήφους θα είναι αυτή που θα επιλεγεί τελικά (Εικόνα 2.2Β).

Όπως αναφέρθηκε παραπάνω, δύο παράμετροι πρέπει να οριστούν για να παραχθούν τα δασικά δέντρα: ο αριθμός των δέντρων απόφασης που θα δημιουργηθούν (Ntree) και ο αριθμός των μεταβλητών που θα επιλεγούν και θα δοκιμαστούν για τον καλύτερο διαχωρισμό κατά την ανάπτυξη των δέντρων (Mtry). Η θεωρητική και εμπειρική έρευνα έχει τονίσει ότι η ακρίβεια ταξινόμησης είναι λιγότερο ευαίσθητη στο Ntree παρά στην παράμετρο Mtry (Ghosh et al., 2014; Kulkarni and Sinha, 2012). Δεδομένου ότι ο ταξινομητής RF είναι υπολογιστικά αποτελεσματικός και δεν υπερισχύει, το Ntree μπορεί να είναι όσο το δυνατόν μεγαλύτερο (Guan et al., 2013). Η πλειονότητα των μελετών έθεσε την τιμή Ntree στο 500 επειδή τα σφάλματα σταθεροποιήθηκαν πριν επιτευχθεί αυτός ο αριθμός δέντρων ταξινόμησης (Lawrence et al., 2006).

Συμπερασματικά, ο ταξινομητής RF είναι λιγότερο ευαίσθητος από άλλους βελτιστοποιημένους ταξινομητές μηχανικής μάθησης στην ποιότητα των δειγμάτων εκπαίδευσης και στην υπερ-προσαρμογή, λόγω του μεγάλου αριθμού δέντρων απόφασης που παράγονται με την τυχαία επιλογή ενός υποσυνόλου δειγμάτων εκπαίδευσης και ενός υποσυνόλου μεταβλητών για διαχωρισμό σε κάθε κόμβο δέντρου. Ο ταξινομητής ραδιοσυχνοτήτων έχει αποδειχθεί ότι είναι κατάλληλος για την ταξινόμηση υπερ-φασματικών δεδομένων, όπου η κατάρα της διάστασης και τα ιδιαίτερα συσχετισμένα δεδομένα θέτουν μεγάλες προκλήσεις σε άλλες διαθέσιμες μεθοδολογίες ταξινόμησης. Πρόσθετες εσωτερικές μετρήσεις που παρέχονται από αυτόν τον ταξινομητή (όπως η ανθεκτικότητα μεταβλητής σημασίας (VI)) έχουν επίσης χρησιμοποιηθεί εκτενώς για την επιλογή των βέλτιστων μεταβλητών που υπολογίζονται από έναν μόνο αισθητήρα, από πολλούς διακριτούς αισθητήρες ή από συνδυασμό τηλεπισκόπησης και γεωγραφικών δεδομένων . Ορισμένοι συγγραφείς έχουν αναφέρει ότι χρησιμοποιούν τη μέτρηση VI για να προσδιορίσουν τις καταλληλότερες εποχές για τον προσδιορισμό των επιθυμητών τάξεων (Belgiu & Drăguţ, 2016).

2.4 Αντικειμενοστραφής Ανάλυση

Η αντικειμενοστραφής ανάλυση ονομάζεται επίσης μέθοδος σύγκρισης με βάση το αντικείμενο. Η βασική στρατηγική είναι η εξαγωγή αντικειμένων από πολυχρονικές εικόνες χρησιμοποιώντας την κατάτμηση εικόνας και άλλους αλγόριθμους εξαγωγής χαρακτηριστικών και διάκριση των αλλαγών μεταξύ των αντίστοιχων αντικειμένων. Συνήθως αυτή η μέθοδος εφαρμόζεται σε εφαρμογές όπως η ανίχνευση αλλαγών τεχνητών αντικειμένων σε εικόνες υψηλής ανάλυσης, η ενημέρωση αστικών δεδομένων και η στρατιωτική αναγνώριση. Αυτή η μέθοδος συγκρίνει απευθείας τα εξαγόμενα αντικείμενα, επομένως δεν είναι ευαίσθητη σε θορύβους δεδομένων και γεωμετρική παραμόρφωση. Πρέπει να αντιμετωπιστούν δύο κρίσιμα ζητήματα, δηλαδή οι μέθοδοι σύγκρισης αντικειμένων και αναγνώρισης των αλλαγών μεταξύ αντικειμένων. Ο Sui (2002) πρότεινε τον αλγόριθμο «ανίχνευσης buffer (buffer-detection algorithm)» για τη σύγκριση αντικειμένων. Επικουρικές πληροφορίες, π.χ. ψηφιακοί χάρτες από GIS, μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην αντικειμενοστραφή ανάλυση. Οι ισχυρές συναρτήσεις GIS παρέχουν αποτελεσματικά εργαλεία για την επεξεργασία δεδομένων πολλαπλών πηγών και την ανάλυση ανίχνευσης αλλαγών, έτσι ώστε να μπορεί κανείς να αναμένει περισσότερα έργα, λαμβάνοντας αυτή την προσέγγιση ως γενική τάση στον εντοπισμό αλλαγών (Lu et al. 2004).

Η κρίσιμη πρόκληση της αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης είναι η ανίχνευση και η κατάτμηση αντικειμένων. Επειδή η εξαγωγή χαρακτηριστικών και αντικειμένων από εικόνες είναι συχνά δύσκολη και επιρρεπής σε σφάλματα, στην πράξη αυτή η μέθοδος εφαρμόζεται κυρίως σε εικόνα σε χάρτη και σπάνια χρησιμοποιείται για ανίχνευση αλλαγής εικόνας σε εικόνα. Για να ξεπεραστεί η δυσκολία εξαγωγής αντικειμένων, χρησιμοποιείται συχνά ένα σύστημα που βασίζεται στη γνώση. Μια άλλη προσέγγιση είναι να βελτιωθεί η μέθοδος των τεχνικών κατάτμησης εικόνας, έτσι ώστε να μπορεί να επιτευχθεί πιο αποτελεσματική και ακριβής εξαγωγή αντικειμένων (Jianya et al. 2008).

2.4.1 Το Λογισμικό eCognition

Το eCognition είναι ένα έξυπνο λογισμικό ανάλυσης εικόνας που αναπτύχθηκε από την Definiens Imaging της Γερμανίας. Είναι επίσης το πρώτο λογισμικό εξαγωγής πληροφοριών τηλεπισκόπησης που βασίζεται σε πληροφορίες στόχου σε όλα τα εμπορικά λογισμικά τηλεπισκόπησης. Ξεπερνά τους περιορισμούς των παραδοσιακών μεθόδων ταξινόμησης εικόνων και προτείνει μια επαναστατική τεχνική ταξινόμησης , την αντικειμενοστραφή ταξινόμηση. Η ταξινόμηση eCognition στοχεύει σε αντικείμενα και όχι σε εικονοστοιχεία με την παραδοσιακή έννοια, κάνοντας πλήρη χρήση πληροφοριών αντικειμένων (φασματική υπογραφή, σχήμα, υφή, επίπεδο), πληροφορίες μεταξύ των τάξεων (σχετικά χαρακτηριστικά γειτονικών αντικειμένων, υπο-αντικείμενα, γονικά αντικείμενα) βελτιώνοντας σημαντικά την ακρίβεια αυτόματης αναγνώρισης των δεδομένων χωρικής ανάλυσης. Ικανοποιεί αποτελεσματικά τις ανάγκες επιστημονικής έρευνας και μηχανικών εφαρμογών σε φυσικούς πόρους και περιβαλλοντικές έρευνες, γεωργία, δασοκομία, χρήσεις γης, παράκτιες ζώνες και θαλάσσια χαρτογράφηση και έχει επίσης ευρείες προοπτικές εφαρμογής στην αρχιτεκτονική τοπίου (Nagabhatla and Kuhle, 2016).

2.4.2 Βασικά Χαρακτηριστικά του eCognition

Βασισμένο στην προσομοίωση γνωστικών διαδικασιών του ανθρώπινου εγκεφάλου, το eCognition χρησιμοποιεί αντικειμενοστραφή τεχνολογία ερμηνείας εικόνων για τον εντοπισμό και την αναγνώριση στόχων από διαφορετικές κλίμακες και περιβάλλοντα. Είναι ο τέλειος συνδυασμός της υψηλής ταχύτητας επεξεργασίας υπολογιστή και των ανθρώπινων γνωστικών αρχών, λαμβάνοντας επίσης υπόψιν την ταχύτητα και την ακρίβεια της επεξεργασίας εξαγωγής πληροφοριών (Chmielewski, 2014). Τα τελευταία 10 χρόνια ανάπτυξης, η τεχνολογία ερμηνείας εικόνων τηλεπισκόπησης μέσω του eCognition παρείχε πάντα τεχνικές λύσεις για τους κορυφαίους παρόχους δεδομένων, εκτιμητές προϊόντων, την τηλεπισκόπηση και συναφείς τομείς του κλάδου.

Τα τεχνικά χαρακτηριστικά της eCognition στην έρευνα τοπίου είναι τα εξής:

1. Προηγμένη τεχνολογία ταξινόμησης

Σε σύγκριση με τις παραδοσιακές τεχνικές ανάλυσης που βασίζονται σε pixel, η τεχνολογία ερμηνείας εικόνας eCognition είναι πιο κοντά στις ανθρώπινες γνωστικές διαδικασίες. Σε αντίθεση με άλλες

παραδοσιακές μεθόδους και λογισμικό εξαγωγής ανάλυσης εικόνας, η βασική μονάδα επεξεργασίας που εξάγεται από το eCognition είναι το αντικείμενο εικόνας και όχι ένα μεμονωμένο εικονοστοιχείο, και η ταξινόμησή του βασίζεται σε αντικείμενα.

2. Πλούσια χαρακτηριστικά και αλγόριθμοι εικόνας

Το eCognition παρέχει περισσότερα από 200 χαρακτηριστικά ταξινόμησης και πάνω από 1.000 αναλυτικούς αλγόριθμους, συμπεριλαμβανομένων πληροφοριών σχήματος, απόχρωσης, υφής και περιβάλλοντος, καθώς και διαφορετικά χαρακτηριστικά και αλγόριθμους που σχετίζονται με το επίπεδο του αντικειμένου, έτσι ώστε η σημασιολογική διαφορά μεταξύ των κατηγοριών να είναι πιο εμφανής και η ακρίβεια της ταξινόμησης να είναι πολύ υψηλή.

3. Τεχνολογία κατάτμησης πολλαπλής κλίμακας

Το eCognition μπορεί να παρέχει μεθόδους κατάτμησης εικόνων τηλεπισκόπησης πολλαπλής κλίμακας και στη συνέχεια να συνδυάζει στοιχεία χαρακτηριστικών με βάση γνώσεων ειδικών για ερμηνεία και εξαγωγή πληροφοριών. Αυτές οι διαδικασίες επεξεργασίας εικόνας είναι κυκλικές διαδικασίες αμοιβαίας επιρροής και είναι ένα από τα πιο προηγμένα περιεχόμενα στην τεχνολογία εξαγωγής πληροφοριών εικόνας τηλεπισκόπησης.

4. Ολοκληρωμένη απάντηση σε εργασίες έρευνας τοπίου

Επί του παρόντος, το eCognition μπορεί να ικανοποιήσει τις περισσότερες εργασίες έρευνας τοπίου. Μπορεί να λύσει αποτελεσματικά το πρόβλημα της συγχώνευσης πολλαπλών δεδομένων εκχωρώντας την ίδια τιμή σε πληροφορίες εικόνας από διαφορετικές πηγές. Ταυτόχρονα, με βάση τα χαρακτηριστικά των ερευνών τοπίου, το eCognition επιτρέπει στους χρήστες να συνδυάζουν παράγοντες ταξινόμησης (όπως φασματικές υπογραφές, υφές και σχήματα) διαφορετικών χαρακτηριστικών αντικειμένων και να χρησιμοποιούν πληροφορίες περιβάλλοντος και σημασιολογικές πληροφορίες για την ταξινόμηση σύνθετων εικόνων τοπίων (όπως π.χ. κτίρια που καλύπτονται από δέντρα) (Zhang, X, 2018).

3. Δεδομένα και Προεπεξεργασίες

Στο κεφάλαιο αυτό παρουσιάζονται τα τηλεπισκοπικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν για τις ανάγκες της παρούσας διπλωματικής εργασίας, καθώς και η περιοχή μελέτης την οποία αυτά καλύπτουν. Επιπλέον, περιγράφονται οι διαδικασίες προεπεξεργασίας των τηλεπισκοπικών δεδομένων που αποσκοπούν στη βελτίωσή τους και περιλαμβάνουν ατμοσφαιρικές, ραδιομετρικές και γεωμετρικές διορθώσεις, τη διαδικασία της συγχώνευσης των εικόνων (pan-sharpening), καθώς και τη διαδικασία της αντιστοίχισης τους (registration). Τέλος, περιγράφεται αναλυτικά η διαδικασία δημιουργίας των δεδομένων αναφοράς (Ground Truth), τα οποία θα αποτελέσουν και τη βάση πάνω στην οποία θα στηριχτούν και οι δύο μεθοδολογικές προσεγγίσεις (ταξινόμηση με Random Forest και αντικειμενοστραφής ανάλυση εικόνας) για την ανίχνευση των μεταβολών που αφορούν ανθρωπογενείς κατασκευές.

3.1 Περιοχή Μελέτης

Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας επιλέχτηκε ως περιοχή μελέτης τμήμα της Περιφερειακής Ενότητας Ανατολικής Αττικής (Εικόνα 3.1). Για την περιοχή αυτή διατίθενται δύο δορυφορικές εικόνες υψηλής χωρικής ανάλυσης, μία QuickBird του 2006 και μία WorldView-2 του 2011.Συγκεκριμένα, οι δορυφορικές εικόνες καλύπτουν τμήματα των καλλικρατικών δήμων Ραφήνας-Πικερμίου και Σπάτων-Αρτέμιδος (Εικόνα 3.2). Η εν λόγω περιοχή συνδυάζει πληθώρα χρήσεων γης όπως αστική και περιαστική δόμηση, δασικές και θαμνώδεις περιοχές, καθώς και μεγάλες εκτάσεις με διάφορα είδη καλλιέργειας.

Εικόνα 3.1: Περιοχή μελέτης που καλύπτουν οι δορυφορικές εικόνες – Ανατολική Αττική (Πηγή: Google Satellite)

Εικόνα 3.2: Περιοχή μελέτης όπως εκτείνεται στους δήμους Ραφήνας-Πικερμίου και Σπάτων-Αρτέμιδος (Πηγή: Google Satellite)

3.2 Πολυφασματικά Τηλεπισκοπικά Δεδομένα

Όπως προαναφέρθηκε τα τηλεπισκοπικά δεδομένα που χρησιμοποιήθηκαν είναι μία εικόνα QuickBird με ημερομηνία λήψης 28/5/2006 και μία εικόνα WorldView-2 με ημερομηνία λήψης 23/4/2011 .

Ο δορυφόρος QuickBird είναι ένας εμπορικός δορυφόρος υψηλής χωρικής ανάλυσης που συλλέγει παγχρωματικά δεδομένα και πολυφασματικά και διαθέτει 4 κανάλια και συγκεκριμένα μπλε(blue), πράσινο(green), κόκκινο (red) και εγγύς υπέρυθρο(NIR). Τα βασικά τεχνικά χαρακτηριστικά του δορυφόρου QuickBird παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα:

QuickBird	Παγχρωματικό	Πολυφασματικό
Χωρική Ανάλυση	61 m	2.40 m
Φασματικό Εύρος	450-900nm	450-520 nm (blue) 520-600 nm (green) 630-690 nm (red) 760-900 nm (NIR)
Ραδιομετρική Ανάλυση	11bits	
Συχνότητα Επανεπίσκεψης	2.8 ημέρες	

Πίνακας 3.1: Βασικά χαρακτηριστικά του δορυφόρου QuickBird

Πηγή: https://earth.esa.int/eogateway/missions/quickbird-2

Ο δορυφόρος WorldView-2 είναι ένας δορυφόρος πολύ υψηλής ευκρίνειας με οχτώ πολυφασματικά κανάλια. Παρέχει ανάλυση παγχρωματικής εικόνας 0.46m και πολυφασματικής 1.8m, με άξονα λήψης στο ναδίρ. Διαθέτει 8 κανάλια, 4 συνήθη (μπλε-blue, πράσινο-green, κόκκινο-red και εγγύς υπέρυρθο-NIR1) και 4 πρόσθετα κανάλια (παράκτιο μπλε-coastal blue, κίτρινο-yellow, οριακό κόκκινο-red edge και δεύτερο εγγύς υπέρυθρο-NIR2) για ενισχυμένη πολυφασματική ανάλυση. Τα πρόσθετα κανάλια δίνουν τη δυνατότητα βελτίωσης των τεχνικών ανάλυσης συμπεριλαμβανομένων των ταξινομήσεων και της ανίχνευσης μεταβολών.

WorldView-2	Παγχρωματικό	Πολυφασματικό (4 συνήθη και 4 πρόσθετα κανάλια)
Χωρική Ανάλυση	0.46 m	1.8 m
Φασματικό Εύρος	450-800nm	400-450 nm (coastal blue) 450-510 nm (blue) 510-580 nm (green) 585-625 nm (yellow) 630-690 nm (red) 705–745 (red edge) 770–895 (NIR-1) 860-1040 nm (NIR-2)
Ραδιομετρική Ανάλυση	11bits	
Συχνότητα Επανεπίσκεψης	1.1 ημέρες	

Πίνακας 3.2: Βασικά χαρακτηριστικά του δορυφόρου WorldView-2

Πηγή: https://earth.esa.int/eogateway/missions/worldview-2

3.3 Προεπεξεργασίες Δορυφορικών Εικόνων και Διορθώσεις

Οι προεπεξεργασίες αφορούν διαδικασίες που γίνονται πριν την ανάπτυξη της βασικής μεθοδολογίας και στοχεύουν στη βελτίωση των δορυφορικών εικόνων. Στις προεπεξεργασίες εντάσσονται οι ραδιομετρικές και ατμοσφαιρικές διορθώσεις, η συγχώνευση (pan-sharpening) των εικόνων κ.ά. Με την ολοκλήρωση αυτών των διαδικασιών θα προκύψουν οι βελτιωμένες πλέον εικόνες οι οποίες θα χρησιμοποιηθούν στην ταξινόμηση. Οι δορυφορικές εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία είχαν υποβληθεί ήδη σε ατμοσφαιρικές διορθώσεις και είχε πραγματοποιηθεί η συγχώνευσή τους στα πλαίσια του προγράμματος Πράξη-Θαλής ΕΜΠ «Αυτόματη Ανίχνευση και Μοντελοποίηση 2Δ και 3Δ Μεταβολών στο Αστικό Περιβάλλον από Πολυμορφικά, Διαχρονικά Τηλεπισκοπικά Δεδομένα».

3.3.1 Ατμοσφαιρική Διόρθωση

Κατά την ατμοσφαιρική διόρθωση διενεργούνται οι απαραίτητες, πριν την ανάλυση των δορυφορικών εικόνων, διορθώσεις ώστε να εξαλειφθεί η αλλοίωση που προκαλεί στην ακτινοβολία η επίδραση της ατμόσφαιρας η οποία παρεμβάλλεται μεταξύ του στόχου και του δέκτη. Η επίδραση της ατμόσφαιρας στην ηλιακή ακτινοβολία που ανακλάται σε μια επιφάνεια έχει ως αποτέλεσμα μέρος της ακτινοβολίας να σκεδαστεί, να απορροφηθεί ένα άλλο και το υπόλοιπο να φτάσει στο δορυφορικό αισθητήρα. Η επιφάνεια του εδάφους δεν δέχεται όμως μόνο την άμεση ακτινοβολία του ήλιου αλλά και τη διάχυτη ηλιακή ακτινοβολία η οποία προέρχεται από τη σκέδαση της άμεσης ακτινοβολίας στην ατμόσφαιρα πριν αυτή φτάσει στο έδαφος. Η διάχυτη ακτινοβολία φτάνει στον δορυφορικό αισθητήρα είτε κατευθείαν από την ατμόσφαιρα είτε ανακλώμενη στην επιφάνεια του εδάφους και σε νέφη ως ακτινοβολία διαδρομής. Η ακτινοβολία που φτάνει στο δορυφορικό αισθητήρα, αποτελεί το άθροισμα όλων των παραπάνω συνιστωσών. Ουσιαστικά η διόρθωση αυτή αποσκοπεί στη παραγωγή εικόνων ανακλαστικότητας (reflectance), με αφαίρεση των επιδράσεων της ατμόσφαιρας επί της καταγεγραμμένης έντασης της ανακλώμενης ακτινοβολίας, από την οποία προκύπτει η πρωτογενής εικόνα του δορυφόρου (Καρακίζη, 2015).

Οι διαδικασίες των ατμοσφαιρικών διορθώσεων για τις δύο δορυφορικές εικόνες που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία υλοποιήθηκαν στο λογισμικό ENVI (Exelis). Συγκεκριμένα, έγινε χρήση του εργαλείου Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Hypercubes (FLAASH™). Πριν την ατμοσφαιρική διόρθωση των εικόνων πραγματοποιήθηκε και ραδιομετρική διόρθωση/καλιμπράρισμα μέσω της ραδιομετρικής βαθμονόμησης (radiometric calibration) προκειμένου οι πρωτογενείς ψηφιακές τιμές που αντιπροσωπεύουν τη σχετική ακτινοβολία (relative radiance) να μετατραπούν σε τιμές απόλυτης ακτινοβολίας (absolute radiance).

3.3.2 Συγχώνευση Εικόνων (Pan-Sharpening)

Ο όρος συγχώνευση εικόνας (Image fusion) αναφέρεται σε κάθε διαδικασία συνδυασμού δύο ή και περισσότερων εικόνων σε μια τελική παράγωγη εικόνα. Η συγχώνευση εικόνων συναντάται στη διεθνή βιβλιογραφία με τους όρους image fusion, pan-sharpening, resolution merge, image integration ή multi-sensor data fusion. Η συγχώνευση εικόνων μπορεί να αναφέρεται σε συγχώνευση εικόνων από διαφορετικούς δέκτες (multi-sensor data fusion), συγχώνευση διαφορετικών τύπου εικόνων (π.χ. οπτικές με SAR) αλλά και στη συγχώνευση της πολυφασματικής με την παγχρωματική εικόνα (pan-sharpening) (Καρακίζη, 2015).

Το pan-sharpening αφορά τη δημιουργία μιας νέας εικόνας που προκύπτει έπειτα από συγχώνευση της παγχρωματικής εικόνας με υψηλή χωρική ανάλυση με την πολυφασματική εικόνα με χαμηλότερη χωρική ανάλυση. Η εικόνα που παράγεται φέρει περισσότερη πληροφορία εφόσον συνδυάζει την ανώτερη φασματική ανάλυση της πολυφασματικής εικόνας με την ανώτερη χωρική ανάλυση της παγχρωματικής. Η τεχνική αδυναμία του να παραχθεί μία εικόνα υψηλής χωρικής αλλά και φασματικής ανάλυσης, έχει

καταστήσει τη διαδικασία του pan-sharpening ευρέως χρησιμοποιούμενη σε πολλές εφαρμογές. Το pan-sharpening εφαρμόζεται σε βάση pixel-by-pixel και τις περισσότερες φορές σε εικόνες που έχουν παραχθεί από τον ίδιο δέκτη/πλατφόρμα, στον ίδιο χρόνο ή με ελάχιστη χρονική διαφορά (Yuhendra, Alimuddin, Tetuko Sri Sumantyo, & Kuze, 2012).

Οι διαδικασίες pan-sharpening για τις δύο ατμοσφαιρικά διορθωμένες δορυφορικές πολυφασματικές εικόνες με τις αντίστοιχες παγχρωματικές, υλοποιήθηκαν στο λογισμικό Erdas Imagine με χρήση της εργαλειοθήκης Raster και της επιλογής Pan Sharpen. Μέσω του συγκεκριμένου λογισμικού παρέχεται η δυνατότητα διενέργειας pan-sharpening με διάφορες μεθόδους, π.χ. τις μεθόδους Ehler, Modified IHS, High Pass filter, Wavelet-PCA, Principal Components και Hyperspherical Color Space.

Στις εικόνες που χρησιμοποιούνται στην παρούσα εργασία χρησιμοποίηθηκε η μέθοδος συγχώνευσης εικόνας Hyperspherical Color Sharpening (HCS). Η μέθοδος αυτή σχεδιάστηκε από την DigitalGlobe ειδικά για τον αισθητήρα του WorldView-2 που διαθέτει οκτώ κανάλια. Ο προτεινόμενος αλγόριθμος δέχεται αρχικά οποιοδήποτε αριθμό καναλιών, και ύστερα διενεργούνται ποσοτικές συγκρίσεις χρώματος χρησιμοποιώντας διαφορετικούς συνδυασμούς καναλιών από την αρχική πολυφασματική εικόνα (Padwick, Deskevich, Pacifici, & Smallwood, 2010). Η μέθοδος αυτή βασίζεται στη μετατροπή μεταξύ του "αρχικού χώρου χρώματος" της εικόνας (native color space) στον "υπερσφαιρικό χώρο χρώματος" (hyperspherical color space), ως ευθύς και αντίστροφος μετασχηματισμός συντεταγμένων χρώματος.

3.3.3 Αναγωγή δορυφορικών εικόνων στο ίδιο σύστημα αναφοράς και μέγεθος εικονοστοιχείου

Πριν το στάδιο της αντιστοίχισης των δορυφορικών εικόνων πραγματοποιήθηκε η αναγωγή τους σε κοινό σύστημα αναφοράς (ΕΓΣΑ ΄87) σε περιβάλλον QGIS με χρήση της γλώσσας gdal και με την εντολή gdalwrap. Επίσης, δόθηκαν και στις δύο εικόνες οι ίδιες διαστάσεις (7884×6794), κοινή απεικονιζόμενη περιοχή και το ίδιο pixel size και ειδικότερα αυτό που αντιστοιχούσε στην εικόνα WorldView-2, ίσο με 0.50m.

Συγκεκριμένα, σε περιβάλλον QGIS πραγματοποιήθηκε παρεμβολή (resample to finer grid using interpolation), διαδικασία βάσει της οποίας η εικόνα με τη χαμηλότερη ανάλυση (coarser) αποκτά την ίδια ανάλυση με την εικόνα υψηλότερης ανάλυσης με δικυβική παρεμβολή. Στη μέθοδο αυτή η τιμή του κάθε εικονοστοιχείου (pixel) υπολογίζεται ως η μέση τιμή των γειτονικών εικονοστοιχείων. Στη συνέχεια, οι τιμές των δορυφορικών εικόνων μετατράπηκαν από ακέραιες (integer) σε κινητής υποδιαστολής (float) σε περιβάλλον matlab, προκειμένου να ακολουθήσει η διαδικασία της αντιστοίχισης. Επίσης, ορίστηκαν οι διαστάσεις των δύο δορυφορικών εικόνων και τέλος, απομονώθηκε το κόκκινο κανάλι της κάθε εικόνας ώστε να αποτελέσει το στοιχείο εισόδου στη διαδικασία της αντιστοίχισης.

3.3.4 Αντιστοίχιση Δορυφορικών Εικόνων

Στο στάδιο αυτό πραγματοποιήθηκε αντιστοίχιση της εικόνας QuickBird με την WorldView-2 βάσει της εύκαμπτης μεθόδου αντιστοίχισης, η οποία αξιοποιεί μοντέλα MRF (Markov Random Field) και στηρίζεται σε τοπικούς μετασχηματισμούς με δυνατότητα τοπικών παραμορφώσεων. Σύμφωνα με τη μέθοδο 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 με τη χρήση εικόνων σκακιέρων , που δημιουργούνται από την εναλλαγή της μετασχηματισμένης εικόνας (Deformed Image) και της εικόνας αναφοράς (Target Image). Συγκεκριμένα, η αντιστοίχιση πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον matlab με τη βοήθεια του μοντέλου MRF του προγράμματος DROP2D και τον ορισμό σχετικών παραμέτρων. Τα στοιχεία που εισήχθησαν είναι η δορυφορική εικόνα WorldView-2 (Target Image) καθώς και η δορυφορική εικόνα QuickBird που αντιστοιχεί στο κόκκινο κανάλι (Source Image). Σκοπός είναι να βρεθεί ο κατάλληλος γεωμετρικός μετασχηματισμός βάσει του οποίου θα γίνει η ευθυγράμμιση των GCPs όπως αυτά απεικονίζονται στην προς αντιστοίχιση εικόνα. Με την ολοκλήρωση της αντιστοίχισης της εικόνας του κόκκινου καναλιού της QuickBird με την WorldView-2, έγινε η αντιστοίχιση των εικόνων όλων των υπόλοιπων καναλιών της QuickBird με εκείνη του κόκκινου καναλιού.

3.4 Παραγωγή Δεδομένων Αναφοράς (Ground Truth)

Απαραίτητη προϋπόθεση για την εκπαίδευση (train) και τον έλεγχο (test) του αλγορίθμου που θα ανιχνεύει τις επιθυμητές μεταβολές των χρήσεων γης είναι η δημιουργία των δεδομένων αναφοράς (Ground Truth). Τα δεδομένα αυτά παρήχθησαν έπειτα από διαδικασία ψηφιοποίησης στο ελεύθερο λογισμικό ανοικτού κώδικα QGIS. Πριν τη διαδικασία της ψηφιοποίησης εξετάστηκαν ενδελεχώς οι δύο δορυφορικές εικόνες προκειμένου να γίνει η κατά το δυνατόν καλύτερη φωτοερμηνευτική ανάλυση τους από την οποία θα προκύψουν οι κλάσεις/κατηγορίες μεταβολών χρήσεων γης.

Σημειώνεται ότι για τον εντοπισμό των διάφορων χρήσεων γης και των μεταβολών τους έγινε χρήση και του Google Earth.

Όπως προαναφέρθηκε, σκοπός της εργασίας είναι η ανίχνευση μεταβολών που καταλήγουν σε ανθρωπογενείς κατασκευές, δηλαδή κτισμάτα, ασφαλτοστρωμένους δρόμους και πισίνες, οι οποίες εμφανίζονται στην εικόνα WorldView-2 του 2011, αλλά δεν υπήρχαν στην QuickBird του 2006 και στη θέση τους εμφανιζόταν κάποια άλλη χρήση γης (π.χ. βλάστηση, έδαφος). Η επιλογή των κλάσεων έγινε με τέτοιο τρόπο ώστε το μοντέλο της ταξινόμησης να εντοπίζει όχι μόνο τις περιοχές στις οποίες υπάρχει κάποια μεταβολή ενδιαφέροντος ανάμεσα στις δύο χρονολογίες, αλλά και μεταβολές μη ενδιαφέροντος (π.χ. γυμνό έδαφος σε χαμηλή βλάστηση, πλακοσκεπές κτίσμα σε κεραμοσκεπές κτίσμα κ.α.), καθώς και περιοχές που παραμένουν αμετάβλητες. Ο λόγος είναι ότι με αυτόν τον τρόπο καθίσταται

αποτελεσματικότερη η εκπαίδευση του αλγορίθμου και αποφεύγονται λάθη σύγχυσης κατηγοριών με παρόμοια φασματική υπογραφή. Επομένως, δημιουργήθηκαν κλάσεις που αναφέρονται σε μεταβολές (change) και μη μεταβολές (no change).

Παρακάτω παρουσιάζονται όλες οι κλάσεις/κατηγορίες μεταβολών και μη μεταβολών χρήσεων γης που δημιουργήθηκαν για να αποτελέσουν τα δεδομένα αναφοράς του μοντέλου ταξινόμησης (Πίνακας 3.3). Όπως φαίνεται στον πίνακα που ακολουθεί στο πρώτο πείραμα συμμετείχαν λιγότερες κατηγορίες, ενώ στη συνέχεια βάσει των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης που γινόταν κάθε φορά προέκυπτε η ανάγκη προσθήκης καινούργιων κατηγοριών ώστε να μην υπάρχει σύγχυση μεταξύ τους και να βελτιστοποιηθεί το αποτέλεσμα. Στο τέταρτο και πέμπτο πείραμα της μεθόδου με χρήση του ταξινομητή Random Forest συμμετείχαν συνολικά 55 κατηγορίες μεταβολών και μη μεταβολών.

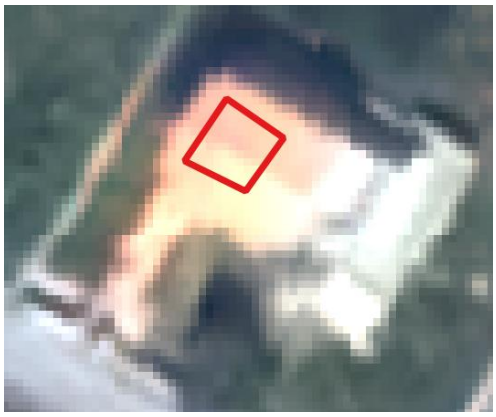
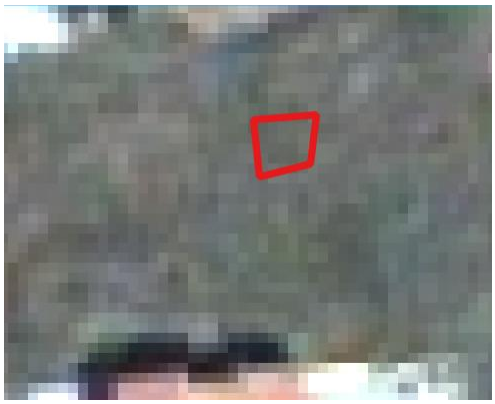
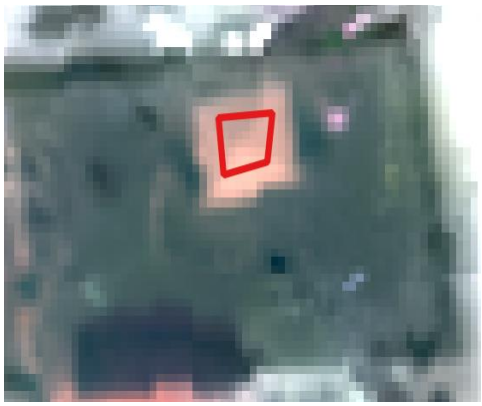
Με την επιλογή των κατηγοριών που συμμετείχαν σε κάθε πείραμα ακολουθούσε η δημιουργία του αντίστοιχου Ground Truth, δηλαδή η δημιουργία ψηφιοποιημένων πολυγώνων που σχετίζονται με πραγματικά χαρακτηριστικά και στοιχεία του εδάφους. Για μεγαλύτερη αποτελεσματικότητα του αλγορίθμου ψηφιοποιήθηκαν αρκετά πολύγωνα ώστε να εξασφαλιστεί ένα ικανοποιητικός αριθμός pixels ανά κατηγορία, όπου αυτό ήταν δυνατό. Υπήρξαν βέβαια και κλάσεις (π.χ. ανοιχτόχρωμο έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα, πυκνή βλάστηση σε κεραμοσκεπές κτίσμα κ.ά.) όπου τα δείγματα ήταν ελάχιστα καθώς εμφανίζονταν με πολύ μικρή συχνότητα και στις δύο εικόνες. Τέλος, δόθηκε ιδιαίτερη προσοχή ώστε τα όρια των πολυγώνων να βρίσκονται εντός της κατηγορίας που αντιπροσωπεύουν και να μη συγχέονται με άλλες κατηγορίες.

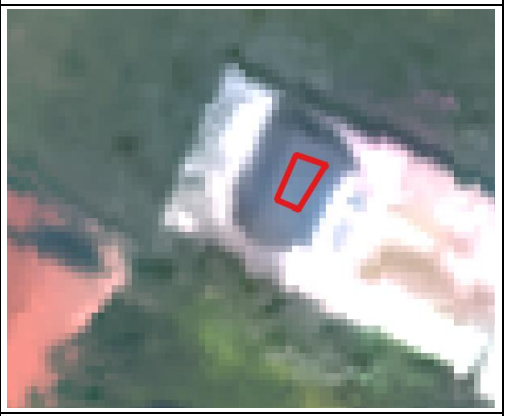
Να σημειωθεί ότι οι πειραματισμοί για τη δημιουργία του Ground Truth έγιναν στα πλαίσια της μεθόδου ανίχνευσης μεταβολών με χρήση του ταξινομητή Random Forest. Το Ground Truth του καλύτερου πειράματος (4^{ο} πείραμα) που προέκυψε από τη συγκεκριμένη μεθοδολογία αποτέλεσε και τη βάση για την ανάπτυξη μεθοδολογίας σε Αντικειμενοστραφές Περιβάλλον Ανάλυσης Εικόνας με χρήση του λογισμικού eCognition.

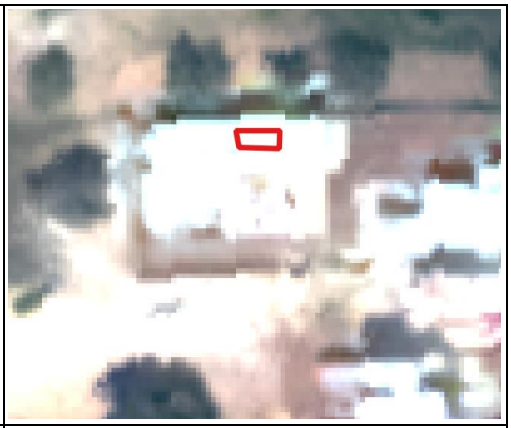
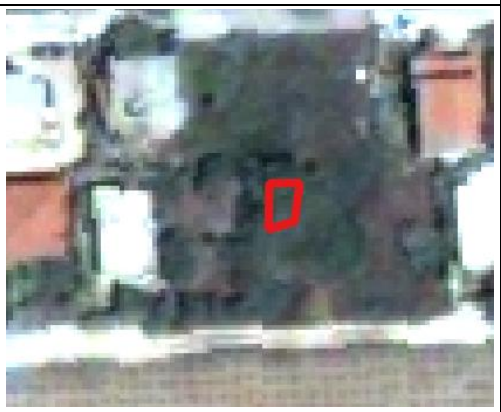
Κλάσεις	Είδος Κλάσης	1ο Πείραμα	2ο & 3ο Πείραμα	4ο & 5ο Πείραμα
SoilLight_Tileroof	Μεταβολή ενδιαφέροντος			
SoilDark_Tileroof				
VegeLow_Tileroof				
VegeDense_Tileroof				
SoilDark_TerraceGrey				
VegeDense_TerraceGrey				
VegeLow_TerraceGrey				
SoilDark_TerraceWhite				
VegeDense_TerraceWhite				
VegeLow_TerraceWhite				
Vege_Pool				
Soil_Pool				
Soil_Asphalt				
Vege_Asphalt				
Cement_Tileroof	Μεταβολή μη εδιαφέροντος			
TerraceWhite_Tileroof				
TerraceWhite_TerraceGrey				
TerraceGrey_Tileroof				
TerraceGrey_TerraceWhite				
Tileroof_TerraceGrey				
Tileroof_TerraceWhite				
SoilDark_SoilLight				
SoilDark_VegeLow				
SoilLight_SoilDark				
SoilLight_VegeLow				
BuntBarelands_VegeLow				
VegeDense_SoilLight				
VegeLow_SoilDark				
VegeLow_SoilLight				
VegeDense_SoilDark				
VegeDense_VegeLow				
VegeBurnt_VegeLow				
VegeBurnt_Soil				
Pool_SoilLight				
Pool_Cement				
Cement_Pool				
Soil_Court				
MixedVegeSoil_Soil				
Soil_MixedVegeSoil				
Tileroof	Σταθερή κατηγορία			
VegeDense				
VegeLow				
SoilDark				
SoilLight				
TerraceGrey				
TerraceWhite				
Ellenit				
Greenhouse				
Pool				
Waterbodies				
AsphaltLight				
AsphaltDark				
Court				
Shadow				
MixedVegeSoil				

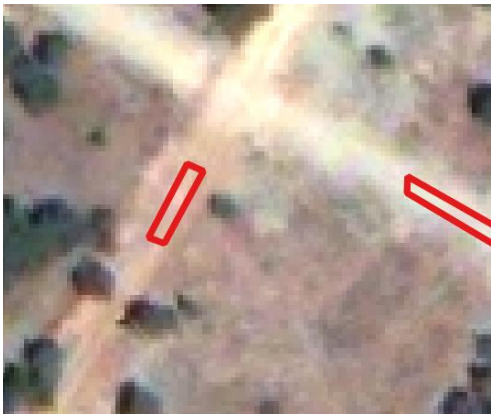
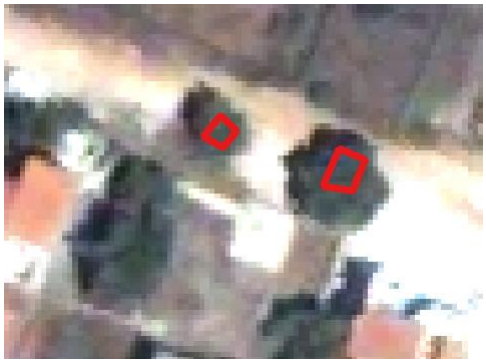
Εικόνα 3.3: Κλάσεις που δημιουργήθηκαν και θα αποτελέσουν τα δεδομένα αναφοράς. Με πράσινο χρώμα φαίνονται οι κατηγορίες που συμμετέχουν σε κάθε πείραμα, ενώ με γκρι χρώμα οι κατηγορίες που δεν συμμετέχουν.

Παρακάτω παρουσιάζονται ενδεικτικά με τη μορφή εικόνων παραδείγματα των κατηγοριών που αφορούν τις μεταβολές ενδιαφέροντος.

Μεταβολές ενδιαφέροντος	Εικόνες	
	QuickBird 2006	WorldView-2 2011
SoilLight_Tileroof		
SoilDark_Tileroof		
VegeLow_Tileroof		

VegeDense_Tileroof		
SoilDark_TerraceGrey		
VegeDense_TerraceGrey		
VegeLow_TerraceGrey		

SoilDark_TerraceWhite		
VegeDense_TerraceWhite		
VegeLow_TerraceWhite		
Vege_Pool		

Soil_Pool		
Soil_Asphalt		
Vege_Asphalt		

4. Ανάπτυξη μεθοδολογίας με χρήση του ταξινομητή Random Forest – Αποτελέσματα και αξιολόγηση

Στο παρόν κεφάλαιο περιγράφεται ο σχεδιασμός των πειραμάτων και παρουσιάζονται και αξιολογούνται τα αποτελέσματα που προέκυψαν από την ταξινόμηση με χρήση του αλγορίθμου των τυχαίων δασών - Random Forest. Το μοντέλο ανίχνευσης των μεταβολών χρήσεων γης πραγματοποιήθηκε σε γλώσσα προγραμματισμού Python. Στα πειράματα που περιγράφονται παρακάτω έγινε σταδιακή αύξηση των δεδομένων αναφοράς ή και προσθήκη νέων κατηγοριών μεταβολών και σταθερών κατηγοριών χρήσεων γης με σκοπό τη βελτίωση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης τόσο ποσοτικά (βελτίωση των ποσοστών ακριβείας) όσο και ποιοτικά (βελτίωση χαρτών πρόβλεψης και μείωση θορύβου).

4.1 Εξαγωγή πίνακα χαρακτηριστικών και διανύσματος χαρακτηριστικών τιμών

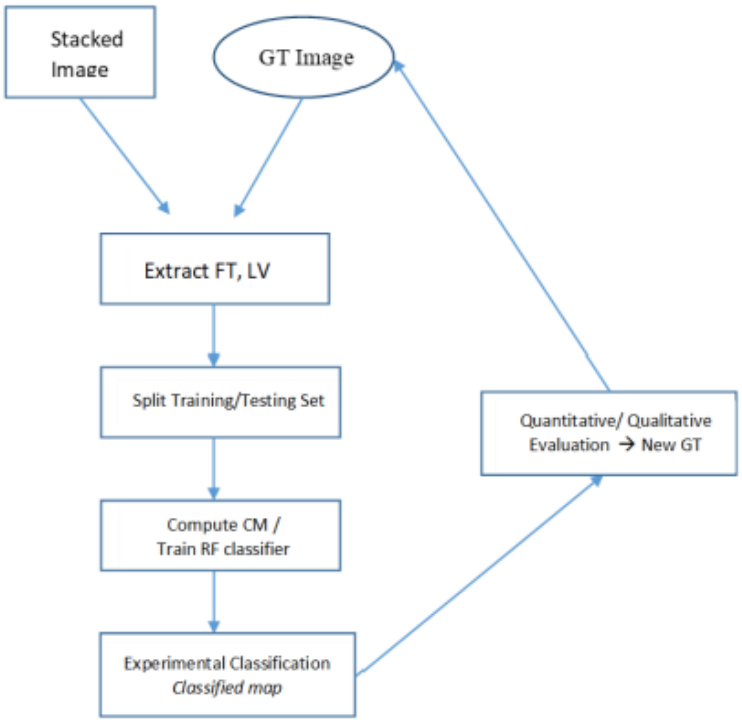
Απαραίτητο στοιχείο εισόδου στον αλγόριθμο ταξινόμησης αποτελεί η δημιουργία του φασματικού κύβου (Stacked Image). Ο φασματικός κύβος αποτελεί ένα νέο dataset το οποίο δημιουργείται έπειτα από συνένωση των φασματικών καναλιών των δορυφορικών εικόνων QuickBird και WorldView-2. Στη συγκεκριμένη περίπτωση, επομένως, ο φασματικός κύβος θα περιλαμβάνει 12 κανάλια εκ των οποίων τα 4 πρώτα κανάλια ανήκουν στη δορυφορική εικόνα QuickBird και τα υπόλοιπα 8 κανάλια ανήκουν στη δορυφορική εικόνα WorldView-2. Με τη δημιουργία της stacked εικόνας ενσωματώνεται 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.

“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. 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” (Τσόντζου, 2021).

4.2 Σχεδιασμός πειραμάτων

Στην παρούσα εργασία υλοποιήθηκαν συνολικά 5 πειράματα στα οποία πραγματοποιήθηκε εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest όπως προαναφέρθηκε. Η διαδικασία δημιουργίας του Ground Truth περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, ενώ ο διαχωρισμός του σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου έγινε σε επίπεδο πολυγώνου και με αναλογία περίπου ίση με 70%-30% αντίστοιχα σε όλα τα πειράματα. Μετά την υλοποίηση του κάθε πειράματος ακολούθησε ποσοτική και ποιοτική αξιολόγησή του, δηλαδή αξιολόγηση των δεικτών ακρίβειας και του χάρτη πρόβλεψης, και ανάλογα με το αποτέλεσμα έγιναν οι απαραίτητες διορθωτικές ενέργειες (διόρθωση δεδομένων Ground Truth, ψηφιοποίηση περισσότερων πολυγώνων ανά κατηγορία, δημιουργία νέων κατηγοριών μεταβολής χρήσεων γης ή σταθερών κατηγοριών) με σκοπό τη βελτίωση των δεικτών, τη μείωση του θορύβου στους χάρτες και την ορθή ανίχνευση μεταβολών κυρίως στις κατηγορίες ενδιαφέροντος.

Η υλοποίηση των πειραμάτων στηρίχτηκε στη διαδικασία που περιγράφεται στο παρακάτω διάγραμμα (Εικόνα 4.1). Στον αλγόριθμο ταξινόμησης εισήχθησαν ως δεδομένα εισόδου η stacked εικόνα και η εικόνα των δεδομένων αναφοράς. Σε κάθε πείραμα δημιουργήθηκαν τα δύο απαιτούμενα υποσύνολα δεδομένων (feature table και labels vector) για την εκπαίδευση του ταξινομητή που αναφέρθηκαν και προηγουμένως. Ακολούθησε ο διαχωρισμός του Ground Truth σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου, η εκπαίδευση του ταξινομητή και ο υπολογισμός του πίνακα σύγχυσης. Τέλος, παράχθηκε ο αντίστοιχος χάρτης πρόβλεψης, αξιολογήθηκαν τα αποτελέσματα και έγιναν οι απαραίτητες διορθωτικές ενέργειες και εκ νέου ταξινόμηση.



Εικόνα 4.1: Μεθοδολογική προσέγγιση (Πηγή: Τσόντζου, 2021)

4.3 Πρώτο Πείραμα

Το πρώτο πείραμα υλοποιήθηκε βάσει των δεδομένων αναφοράς που δημιουργήθηκαν και παρουσιάστηκαν προηγουμένως στον Πίνακα 3.3 (Πείραμα 1). Ο διαχωρισμός των δεδομένων εκπαίδευσης και ελέγχου έγινε σε επίπεδο πολυγώνου με μία αναλογία περίπου ίση με 70%-30% αντίστοιχα. Δηλαδή, από τα πολύγωνα που ψηφιοποιήθηκαν και αποτέλεσαν το GroundTruth τα 2/3 περίπου των πολυγώνων χρησιμοποιήθηκαν ως δεδομένα εκπαίδευσης (train) του αλγορίθμου, ενώ το υπόλοιπο 1/3 αποτέλεσε τα δεδομένα ελέγχου (test). Στη συνέχεια πραγματοποιήθηκε η εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest, και παρήχθησαν ο πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) και ο χάρτης πρόβλεψης που συνεισφέρουν στην ποσοτική και ποιοτική αξιολόγηση του πειράματος αντίστοιχα.

4.3.1 Ποσοτική Αξιολόγηση Πρώτου Πειράματος

Παρακάτω (Πίνακας 4.1) παρουσιάζεται ο πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) που δημιουργήθηκε στα πλαίσια του πρώτου πειράματος. Η ανάλυση του πίνακα σύγχυσης στοχεύει στον εντοπισμό πιθανών επικαλύψεων μεταξύ των διάφορων κατηγοριών μεταβολών χρήσεων γης σε συνδυασμό με την ποιοτική-φωτοερμηνευτική μελέτη του αντίστοιχου χάρτη πρόβλεψης.

Οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer’s Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User’s Accuracy) ανά κλάση κυμάνθηκαν και οι δύο από 0% έως 100%, ενώ η συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) βρέθηκε ίση με 90.93%.

Ειδικότερα, όσον αφορά τον δείκτη Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer’s Accuracy):

- Το χαμηλότερο ποσοστό, ήτοι 0%, συγκέντρωσαν οι κατηγορίες VegeDense_TerraceGrey, VegeLow_TerraceWhite, VegeLow_SoilLight, SoilDark_SoilLight και Tileroof_TerraceWhite. Όσον αφορά τα εικονοστοιχεία των δύο πρώτων κατηγοριών, οι οποίες αφορούν και μεταβολές ενδιαφέροντος, ταξινομήθηκαν ως επί το πλείστον στις συναφείς κατηγορίες SoilDark_TerraceGrey και VegeDense_TerraceWhite αντίστοιχα. Στις υπόλοιπες 3 κατηγορίες, όμως, παρατηρείται μία σύγχυση των κατηγοριών που εμπεριέχουν ανοιχτόχρωμο ή σκουρόχρωμο έδαφος με κατηγορίες που εμπεριέχουν κεραμοσκεπή κτίσματα, η οποία αναμένεται να επηρεάζει σημαντικά το αποτέλεσμα της ταξινόμησης σε κατηγορίες ενδιαφέροντος και μη, καθώς και να δημιουργεί σημαντικό θόρυβο στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.
- Αρκετά χαμηλά ποσοστά (10%-60%) παρουσίασαν οι περισσότερες κατηγορίες που αφορούν μεταβολές ενδιαφέροντος και συγκεκριμένα όλες οι κατηγορίες στις οποίες η μεταβολή καταλήγει σε κτίσμα κεραμοσκεπές, αλλά και σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό. Γενικά, παρατηρείται μία σύγχυση των κατηγοριών αυτών με τις σταθερές κατηγορίες κεραμοσκεπές κτίσμα και ανοιχτόχρωμο έδαφος. Επιπλέον, μεγάλη σύγχυση παρατηρήθηκε στην κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος από έδαφος σε πισίνα όπου τα περισσότερα εικονοστοιχεία ταξινομήθηκαν στην σταθερή κατηγορία θερμοκήπιο. Επίσης, πολλά εικονοστοιχεία της κατηγορίας μεταβολής από ανοιχτόχρωμο σε σκουρόχρωμο έδαφος ταξινομήθηκαν στην κατηγορία μεταβολής από ανοιχτόχρωμο έδαφος σε

κεραμοσκεπές κτίσμα. Χαμηλά ποσοστά παρουσίασαν και κάποιες σταθερές κατηγορίες, χωρίς όμως να παρουσιάζουν σύγχυση με τις μεταβολές ενδιαφέροντος. Συγκεκριμένα, το 50% περίπου των εικονοστοιχείων της κατηγορίας σκουρόχρωμο έδαφος ταξινομήθηκαν ως κεραμοσκεπές κτίσμα, ενώ μεγάλο μέρος των εικονοστοιχείων της κατηγορίας κτίσμα πλακοσκεπές γκρι ταξινομήθηκε στις κατηγορίες θερμοκήπιο και σκουρόχρωμη άσφαλτος, και αντίστοιχα εικονοστοιχεία της κατηγορίας ανοιχτόχρωμη άσφαλτος ταξινομήθηκαν ως θερμοκήπιο και κτίσμα πλακοσκεπές λευκό.

Όσον αφορά τον δείκτη Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy) και εξετάζοντας τις τιμές ανά κλάση επιβεβαιώνονται τα προαναφερθέντα σφάλματα :

- Το χαμηλότερο ποσοστό, ήτοι 0%, συγκέντρωσαν και εδώ οι κατηγορίες VegeDense_TerraceGrey, VegeLow_TerraceWhite, VegeLow_SoilLight, SoilDark_SoilLight και Tileroof_TerraceWhite.
- Οι κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος από έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα έλαβαν χαμηλό ποσοστό (<50%). Πολλά από τα εικονοστοιχεία που ταξινομήθηκαν στις κατηγορίες αυτές, βάσει των δεδομένων ελέγχου, ανήκαν στην πραγματικότητα στη σταθερή κατηγορία κεραμοσκεπές κτίσμα ή σε κάποια κατηγορία μεταβολής που εμπεριείχε έδαφος. Παρατηρείται δηλαδή αρκετά μεγάλη σύγχυση του εδάφους με τα κεραμοσκεπή κτίσματα γεγονός που συντελεί και στη δημιουργία θορύβου στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.
- Όσον αφορά την κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε πισίνα, αρκετά εικονοστοιχεία που της αποδόθηκαν ανήκαν στην πραγματικότητα στην κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε άσφαλτο. Ο λόγος που παρουσιάστηκε αυτό το σφάλμα έγκειται στο γεγονός ότι κατά την ψηφιοποίηση των δεδομένων αναφοράς ένα από τα πολύγωνα που ψηφιοποιήθηκε για να εκπροσωπήσει την εν λόγω κατηγορία αφορούσε στην πραγματικότητα πισίνα η οποία ήταν άδεια και δεν περιείχε νερό όπως διαπιστώθηκε στη συνέχεια. Το εν λόγω σφάλμα, όπως θα φανεί και στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης, αναμένεται να δημιουργήσει τον ανάλογο θόρυβο και θα διορθωθεί σε επόμενο στάδιο.
- Σύγχυση, επίσης, παρατηρείται και στις κατηγορίες μεταβολών αλλά και στις σταθερές κατηγορίες που εμπεριέχουν άσφαλτο, η οποία φαίνεται να συγχέεται με τις κατηγορίες που περιέχουν κτίσμα πλακοσκεπές γκρι.

Στις υπόλοιπες κατηγορίες, οι τιμές και των δύο δεικτών είχαν ως επί το πλείστον ικανοποιητικά αποτελέσματα, με ποσοστά ορθών ταξινομήσεων >80%.

Classes	SoilLight_Tileroof	SoilDark_Tileroof	VegeDense_Tileroof	VegeLow_Tileroof	Cement_Tileroof	VegeDense_TerraceGrey	VegeLow_TerraceGrey	SoilDark_TerraceGrey	VegeDense_TerraceWhite	VegeLow_TerraceWhite	SoilDark_TerraceWhite	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	TerraceWhite_Tileroof	TerraceGrey_Tileroof	VegeDense_VegeLow	SoilDark_VegeLow	VegeLow_SoilLight	VegeLow_SoilDark	SoilLight_VegeLow	SoilLight_SoilDark	SoilDark_SoilLight	VegeDense_SoilDark	Tileroof_TerraceGrey	TerraceWhite_TerraceGrey	TerraceGrey_TerraceWhite	Tileroof_TerraceWhite	BurntBarelands_VegeLow	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	Soil_Court	Tileroof	VegeDense	SoilLight	SoilDark	VegeLow	TerraceGrey	TerraceWhite	Greenhouse	Waterbodies	Pool	AsphaltLight	AsphaltDark	Court	sum	PA
SoilLight_Tileroof	197	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	175	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	383	51.44
SoilDark_Tileroof	17	126	0	0	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	144	0	14	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	331	38.07
VegeDense_Tileroof	0	9	3	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	10
VegeLow_Tileroof	0	1	0	38	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	79	48.1
Cement_Tileroof	19	0	0	0	119	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	84	0	7	0	0	0	1	48	0	0	0	0	0	0	325	36.62
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	1	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	100
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	100
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	25	11	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	39.68
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	3	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0
SoilDark_TerraceWhite	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0	104	0	0	0	0	113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	267	38.95
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	100
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	26	23.08
Soil_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	72	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	15	0	1	0	0	13	0	0	0	0	9	0	0	0	117	61.54
TerraceWhite_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	207	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	208	99.52
TerraceGrey_Tileroof	2	0	0	0	61	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	123	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	213	57.75
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	87	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	11
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	12384	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12492	99.14
VegeLow_SoilLight	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	0
VegeLow_SoilDark	0	1	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	82.05
SoilLight_VegeLow	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	66	0	1515	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1582	95.76
SoilLight_SoilDark	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	17.24
SoilDark_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	0	46	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	82	0
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	8	12.5
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	100
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	241	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	247	97.57
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	101	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	151	66.89
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	0
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	46	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	104	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	150	69.33
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1548	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1612	96.03
VegeBurnt_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	74	81.08
Soil_Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	91	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	91	100
Tileroof	17	92	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7192	0	92	5	0	21	0	0	1	0	0	0	5	7425	96.86
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	6276	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	6303	99.57
SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	239	0	1053	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1295	81.31
SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	553	0	0	518	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1071	48.37
VegeLow	0	0	0	55	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	51	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1673	0	0	0	0	0	0	0	0	1781	93.94
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	74	0	0	0	0	231	0	110	0	0	103	2	0	546	42.31
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	429	0	0	0	0	0	0	429	100
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	449	0	0	0	1	0	459	97.82
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	113	0	0	389	0	0	0	0	502	77.49
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	110	0	3	0	116	94.83
AsphaltLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	24	40	101	0	0	251	0	0	427	58.78
AsphaltDark	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	62	0	0	0	59	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	494	0	642	76.95
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	223	223	100
sum	263	253	3	156	216	2	10	41	93	11	180	36	10	108	211	270	118	12518	66	32	1515	7	20	8	26	260	189	0	104	1556	136	91	8570	6392	1205	570	1689	408	470	728	399	110	363	500	228	kappa:	89.05
UA	74.9	49.8	100	24.36	55.09	0	90	80.49	26.88	0	57.78	100	60	66.67	98.1	45.56	9.32	98.93	0	100	100	71.43	0	12.5	84.62	92.69	53.44	0	100	99.49	44.12	100	83.92	98.19	87.39	90.88	99.05	56.62	91.28	61.68	97.49	100	69.15	98.8	97.81	OA:	90.93

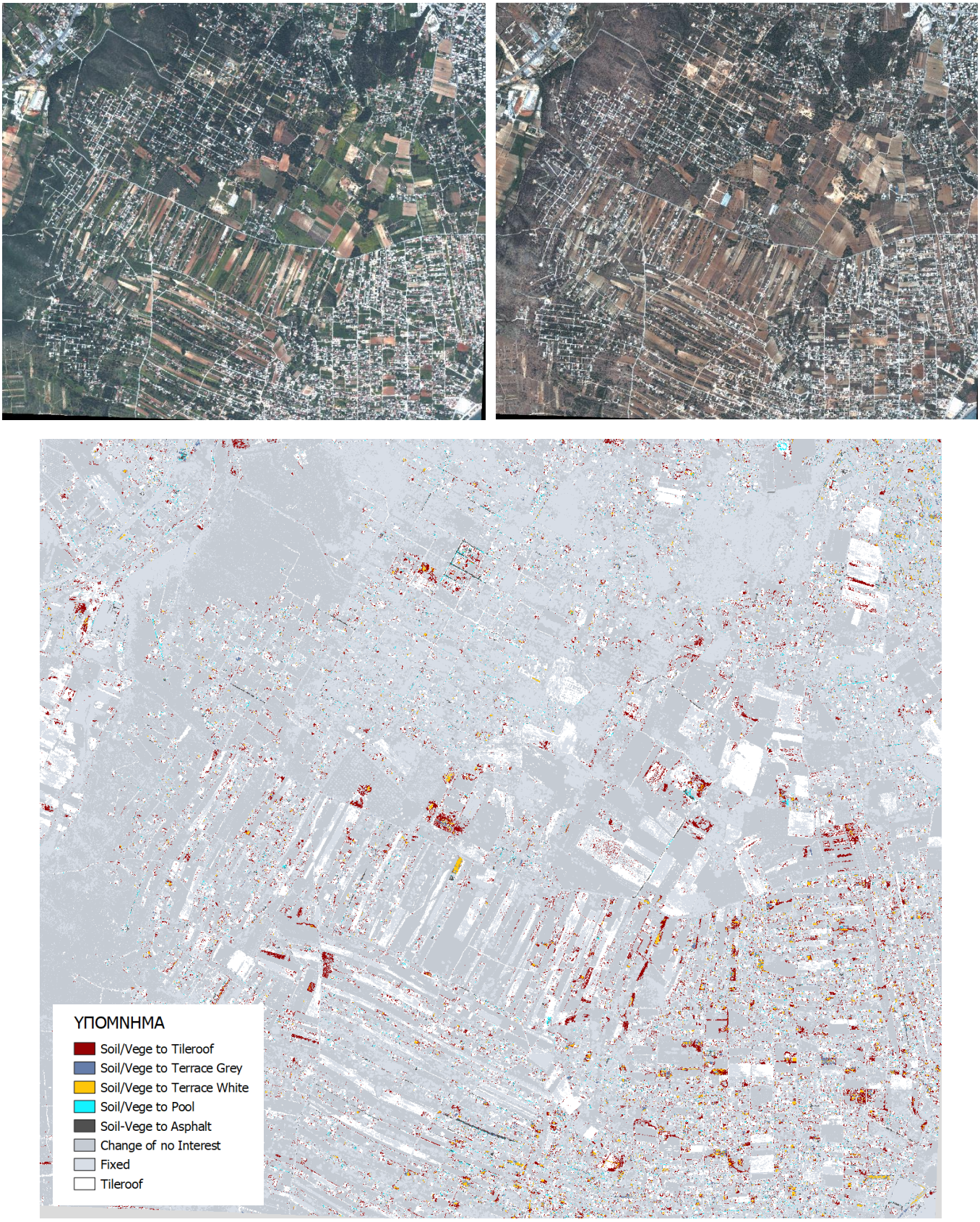
Πίνακας 4.1: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του πρώτου πειράματος

4.3.2 Ποιοτική Αξιολόγηση Πρώτου Πειράματος

Προκειμένου να γίνει ποιοτική αξιολόγηση του κάθε πειράματος, πραγματοποιείται οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης μέσω της δημιουργίας χαρτών πρόβλεψης των διάφορων χρήσεων γης για το σύνολο των εικονοστοιχείων των εικόνων. Η οπτικοποίηση με τη μορφή χάρτη εξασφαλίζει μία πληρέστερη διερεύνηση πιθανών επικαλύψεων μεταξύ των κλάσεων.

Παρακάτω παρουσιάζονται αποσπάσματα των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης. Λόγω του ότι οι κατηγορίες μεταβολών και οι σταθερές κατηγορίες χρήσεων γης που δημιουργήθηκαν ήταν πολλές, επιλέχτηκε να γίνει η απεικόνισή τους με δύο τρόπους:

1. Η πρώτη απεικόνιση, η οποία δεν παρουσιάζεται στην παρούσα εργασία, περιλαμβάνει όλες τις κατηγορίες προκειμένου να γίνει αξιολόγηση τους και να διαπιστωθούν επικαλύψεις μεταξύ του συνόλου των κλάσεων.
2. Η δεύτερη απεικόνιση, αποσπάσματα της οποίας παρουσιάζονται παρακάτω, περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση σε κάλυψη με κτίσμα/δρόμο/πισίνα (Εικόνα 4.1). Όσον αφορά τις υπόλοιπες κατηγορίες, δηλαδή τις σταθερές κατηγορίες και τις κατηγορίες που αφορούν μεταβολές μη ενδιαφέροντος, πραγματοποιήθηκε ομαδοποίησή τους, χαρακτηρίστηκαν αντίστοιχα ως fixed και change of no interest και οπτικοποιήθηκαν με διαφορετικό χρώμα. Εξαίρεση αποτελεί η σταθερή κατηγορία Tileroof, η οποία λόγω του γεγονότος ότι πολλές κατηγορίες μεταβολών αλλά και σταθερών κατηγοριών που εμπεριέχουν την κατηγορία του εδάφους συγχέονται με αυτήν, οπτικοποιήθηκε με λευκό χρώμα για να γίνεται περισσότερο αντιληπτό το αποτέλεσμα και να φανούν καλύτερα τα σφάλματα της ταξινόμησης.



Εικόνα 4.2: Χάρτης πρόβλεψης 1ου πειράματος (κάτω), φυσικό έγχρωμο σύνθετο δορυφορικής εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω αριστερά) και δορυφορικής εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω δεξιά)

Παρατηρώντας τους χάρτες πρόβλεψης εξάγονται τα εξής συμπεράσματα:

1. Τα δεδομένα εκπαίδευσης που σχετίζονται με μεταβολές ενδιαφέροντος, ταξινομήθηκαν έως κάποιο βαθμό στη σωστή κατηγορία μεταβολής.
2. Αρκετά νέα κτίσματα/δρόμοι ανιχνεύτηκαν επιτυχώς.
3. Κατηγορίες μεταβολών αλλά και σταθερές κατηγορίες που εμπεριέχουν ανοιχτόχρωμο ή σκουρόχρωμο έδαφος ταξινομήθηκαν ως κατηγορίες που εμπεριέχουν κεραμοσκεπές κτίσμα, γεγονός που δημιουργεί σημαντικό θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης και δυσχεραίνει τον εντοπισμό των πραγματικών μεταβολών ενδιαφέροντος. Τα εν λόγω σφάλματα επισημάνθηκαν και κατά τον ποσοτικό έλεγχο.
4. Πολλά εικονοστοιχεία της κατηγορίας μεταβολής από έδαφος σε άσφαλτο απεικονίστηκαν ως κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε πισίνα, γεγονός που ήταν αναμενόμενο βάσει των όσων αναφέρθηκαν και κατά την ανάλυση του πίνακα σύγχυσης. Το χονδροειδές αυτό σφάλμα θα διορθωθεί σε επόμενο στάδιο.
5. Παρουσιάστηκαν επικαλύψεις ανάμεσα σε κλάσεις με παρόμοια φασματική συμπεριφορά, για παράδειγμα κάποια εικονοστοιχεία της σταθερής κατηγορίας σκουρόχρωμη άσφαλτος αλλά και στοιχεία των κατηγοριών μεταβολών που καταλήγουν σε σκουρόχρωμη άσφαλτο αποδόθηκαν ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι.
6. Κάποια εικονοστοιχεία που αφορούν την κατηγορία μεταβολής από σκουρόχρωμο έδαφος σε ανοιχτόχρωμο έδαφος και την κατηγορία μεταβολής από κτίσμα γκρι σε κτίσμα λευκό αποδόθηκαν ως μεταβολή ενδιαφέροντος από σκουρόχρωμο έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό.
7. Αν και δεν αποτελεί κατηγορία ενδιαφέροντος, επισημαίνεται ότι πολλά εικονοστοιχεία τα οποία ανήκουν σε κατηγορίες που εμπεριέχουν έδαφος ταξινομήθηκαν ως κεραμοσκεπές κτίσμα.
8. Η κακή αντιστοίχιση των δύο εικόνων σε ορισμένα σημεία έχει δημιουργήσει εκτροπές ανάμεσα σε κτίρια που υφίστανται και στις δύο χρονολογίες. Αυτή η απόκλιση έχει ως αποτέλεσμα οι επιφάνειες στις οποίες υπάρχει η εκτροπή των κτισμάτων να παρουσιάζονται λανθασμένα στον χάρτη πρόβλεψης ως μεταβολές ενδιαφέροντος.

Εικόνα 4.3: Απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος – Λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή από έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα και λανθασμένη ταξινόμηση σταθερής κατηγορίας εδάφους ως κτίσμα κεραμοσκεπές

Εικόνα 4.4: Απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος – Ορθή ανίχνευση νεών κτισμάτων

Εικόνα 4.5: Απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος – Ορθή ανίχνευση νεών δρόμων – λανθασμένη ταξινόμηση μεταβολής σε δρόμο ως μεταβολή σε πισίνα

4.4 Δεύτερο Πείραμα

Στο δεύτερο πείραμα πραγματοποιήθηκαν ενέργειες προκειμένου να βελτιωθεί το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του πρώτου πειράματος εστιάζοντας κυρίως στις κατηγορίες μεταβολών που παρουσίασαν τα μεγαλύτερα σφάλματα. Αρχικά, δημιουργήθηκαν 3 νέες κατηγορίες που αφορούν μεταβολές από τσιμέντο σε πισίνα και το αντίστροφο ή μεταβολές από πισίνα σε έδαφος προκειμένου να διορθωθεί το χονδροειδές σφάλμα που προέκυψε κατά την εκτέλεση του πρώτου πειράματος και αναφέρθηκε παραπάνω. Επιπλέον, δημιουργήθηκαν δύο ακόμα νέες κατηγορίες, οι οποίες αγνοήθηκαν στο πρώτο πείραμα και συγκεκριμένα η σταθερή κατηγορία ελλενίτ και η κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος από βλάστηση σε άσφαλτο. Όσον αφορά τις κατηγορίες που παρουσίασαν σημαντικές επικαλύψεις με άλλες, λήφθηκαν περισσότερα δείγματα λαμβάνοντας υπόψιν τις σωστές και εσφαλμένες ανιχνεύσεις του πρώτου πειράματος. Ο διαχωρισμός των δεδομένων αναφοράς έγινε πάλι σε επίπεδο πολυγώνου και με αναλογία δεδομένων εκπαίδευσης-ελέγχου περίπου ίση με 70%-30% αντίστοιχα. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του δεύτερου πειράματος και πραγματοποιείται ποσοτική και ποιοτική αξιολόγηση τους.

Classes	SoilLight_Tileroof	SoilDark_Tileroof	VegeDense_Tileroof	VegeLow_Tileroof	Cement_Tileroof	VegeDense_TerraceGrey	VegeLow_TerraceGrey	SoilDark_TerraceGrey	VegeDense_TerraceWhite	VegeLow_TerraceWhite	SoilDark_TerraceWhite	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	TerraceWhite_Tileroof	TerraceGrey_Tileroof	VegeDense_VegeLow	SoilDark_VegeLow	SoilLight_VegeLow	VegeDense_SoilLight	VegeLow_SoilLight	SoilDark_SoilLight	VegeDense_SoilDark	VegeLow_SoilDark	SoilLight_SoilDark	Tileroof_TerraceGrey	TerraceWhite_TerraceGrey	Tileroof_TerraceWhite	TerraceGrey_TerraceWhite	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	BurntBarelands_VegeLow	Pool_SoilLight	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	VegeDense	VegeLow	SoilDark	SoilLight	TerraceGrey	TerraceWhite	Greenhouse	Waterbodies	Pool	AsphaltLight	AsphaltDark	Court	Ellenit	sum	PA
SoilLight_Tileroof	283	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	501	56.49
SoilDark_Tileroof	0	299	0	29	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	0	0	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	525	56.95
VegeDense_Tileroof	0	6	57	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	6	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	106	53.77
VegeLow_Tileroof	0	6	0	81	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	60	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	152	53.29
Cement_Tileroof	13	26	0	0	146	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	83	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	312	46.79
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	37	9	0	13	0	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84	44.05
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	18	0	20	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	0
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	8	0	31	0	0	0	0	0	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	15	0	0	83	37.35
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	2	0	0	105	25	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	101	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	263	39.92
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	86	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	113	23.89
SoilDark_TerraceWhite	0	10	0	0	0	0	5	0	5	0	283	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	13	0	202	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	0	7	0	0	0	576	49.13
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	100
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	77.42
Soil_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	549	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	44	9	0	10	0	0	2	0	0	0	623	88.12
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	1	0	0	11	1	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	66.67
TerraceWhite_Tileroof	11	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	410	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	464	88.36
TerraceGrey_Tileroof	32	18	0	0	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	199	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	283	70.32
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	53	46	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	34	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	154	34.42
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13657	0	0	0	0	13	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13676	99.86
SoilLight_VegeLow	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	1732	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1742	99.43
VegeDense_SoilLight	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	138	41	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	230	60
VegeLow_SoilLight	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	106	65	38	1	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	250	26
SoilDark_SoilLight	0	147	0	0	0	0	0	0	1	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	646	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	812	79.56
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98	100
VegeLow_SoilDark	0	1	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	48	0	136	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	282	31.21
SoilLight_SoilDark	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	119	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	149	79.87
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	100
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	3	0	335	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	0	0	0	0	0	0	364	92.03
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	91	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96	94.79
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	56	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	609	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	681	89.43
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1681	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1731	97.11
VegeBurnt_Soil	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	233	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	237	98.31
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	112	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	150	74.67
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	100
Pool_Cement	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	100
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	100
Soil_Court	0	0	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	269	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	323	83.28
Tileroof	41	80	0	0	69	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	79	0	3	0	0	0	13	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7200	0	0	13	35	0	0	0	0	0	0	1	0	0	7536	95.54
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	0	0	0	0	0	0	0	0	6421	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6444	99.64
VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	46	46	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	2126	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2250	94.49
SoilDark	0	5	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	449	0	0	1252	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1714	73.05
SoilLight	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	333	0	0	0	1202	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1582	75.98
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	87	0	0	0	0	567	0	5	0	0	34	154	0	72	921	61.56
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	267	257	0	0	9	0	0	0	533	50.09
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	495	0	0	1	6	0	4	532	93.05
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	434	0	0	18	0	1	478	90.79
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	46	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	5	0	0	91	43.96
AsphaltLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	17	0	14	0	0	692	32	0	0	793	87.26
AsphaltDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	151	0	2	22	0	0	1002	0	4	1194	83.92
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	355	0	355	100
Ellenit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	2	0	0	47	0	1519	1574	96.51
sum	407	661	63	168	266	83	14	51	221	53	371	59	24	581	64	419	364	99	13854	1733	372	214	776	254	132	186	50	337	293	635	1724	257	112	4	83	34	317	8391	6487	2146	1297	1337	772	267	823	458	40	745	1280	355	1600	kappa:	88.66
UA	69.5	45.2	90.5	48.2	54.9	44.6	0	60.78	47.5	50.9	76.3	88.1	100	94.5	43.8	97.9	54.7	53.54	98.58	99.9	37.1	30.4	83.3	38.6	66.7	63.98	70	99.4	31.1	95.9	97.5	90.7	100	100	44.6	100	84.9	85.8	98.98	99.1	96.5	89.9	73.5	100	60.2	94.8	100	92.9	78.3	100	94.94	OA:	90.04

Πίνακας 4.2: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του δεύτερου πειράματος

4.4.1 Ποσοτική Αξιολόγηση Δεύτερου Πειράματος

Όπως φαίνεται και στον παραπάνω πίνακα σύγχυσης (Πίνακας 4.2) οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy) ανά κλάση κυμάνθηκαν και οι δύο από 0% έως 100%, ενώ η συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) βρέθηκε ίση με 90.04%. Αυτή τη φορά ποσοστό 0% και στους δύο δείκτες παρουσίασε μόνο μία κατηγορία και συγκεκριμένα η κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος από χαμηλή βλάστηση κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Η συγκριμένη κατηγορία παρουσίασε επικάλυψη κυρίως με την παρεμφερή κατηγορία μεταβολής από πυκνή βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι και επομένως δε δόθηκε ιδιαίτερη σημασία. Σε όλες τις υπόλοιπες κατηγορίες τα ποσοστά Ακρίβειας του Παραγωγού και Αξιοπιστίας του Χρήστη σημείωσαν σημαντική αύξηση.

Ειδικότερα, όσον αφορά τον δείκτη Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's Accuracy):

- Η κατηγορία μεταβολής από χαμηλή βλάστηση σε ανοιχτόχρωμο έδαφος συγκέντρωσε το μικρότερο ποσοστό (26%), ενώ κάποια εικονοστοιχεία της αποδόθηκαν λανθασμένα στην κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος από χαμηλή βλάστηση σε κτίσμα κεραμοσκεπές.
- Όσον αφορά τις κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος από έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα αν και παρουσίασαν βελτίωση (ποσοστό περίπου ίσο με 56%), αρκετά από τα εικονοστοιχεία τους ταξινομήθηκαν λανθασμένα στην σταθερή κατηγορία κεραμοσκεπές κτίσμα.
- Χαμηλά ποσοστά παρουσίασαν οι κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος από πυκνή βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό (ποσοστό περίπου 40%) και από χαμηλή βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό (ποσοστό περίπου ίσο με 24%). Καθώς όμως οι επικαλύψεις που προέκυψαν μεταξύ των δύο κατηγοριών αφορούσαν η μία την άλλη δε δόθηκε ιδιαίτερη σημασία.
- Η κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος από σκουρόχρωμο έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό παρουσίασε σημαντικές επικαλύψεις με την κατηγορία μεταβολή από κτίσμα κεραμοσκεπές σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό.

Όσον αφορά τον δείκτη Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy):

- Οι κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος από έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα έλαβαν χαμηλά ποσοστά. Πολλά από τα εικονοστοιχεία που ταξινομήθηκαν στις κατηγορίες αυτές, βάσει των δεδομένων ελέγχου, ανήκαν στην πραγματικότητα στη σταθερή κατηγορία κεραμοσκεπές κτίσμα ή σε κάποια κατηγορία μεταβολής που εμπεριείχε κεραμοσκεπές κτίσμα ή έδαφος. Παρατηρείται δηλαδή αρκετά μεγάλη σύγχυση του εδάφους με τα κεραμοσκεπή κτίσματα γεγονός που συντελεί και στη δημιουργία θορύβου στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.
- Σύγχυση, επίσης, παρατηρείται και στην κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος από βλάστηση σε άσφαλτο, στην οποία αποδόθηκαν εικονοστοιχεία της κατηγορίας μεταβολής από πυκνή βλάστηση με πλακοσκεπές κτίσμα γκρι και της σταθερής κατηγορίας σκουρόχρωμη άσφαλτος.

Στις υπόλοιπες κατηγορίες, οι τιμές και των δύο δεικτών είχαν ως επί το πλείστον ικανοποιητικά αποτελέσματα, με ποσοστά ορθών ταξινομήσεων >80%.

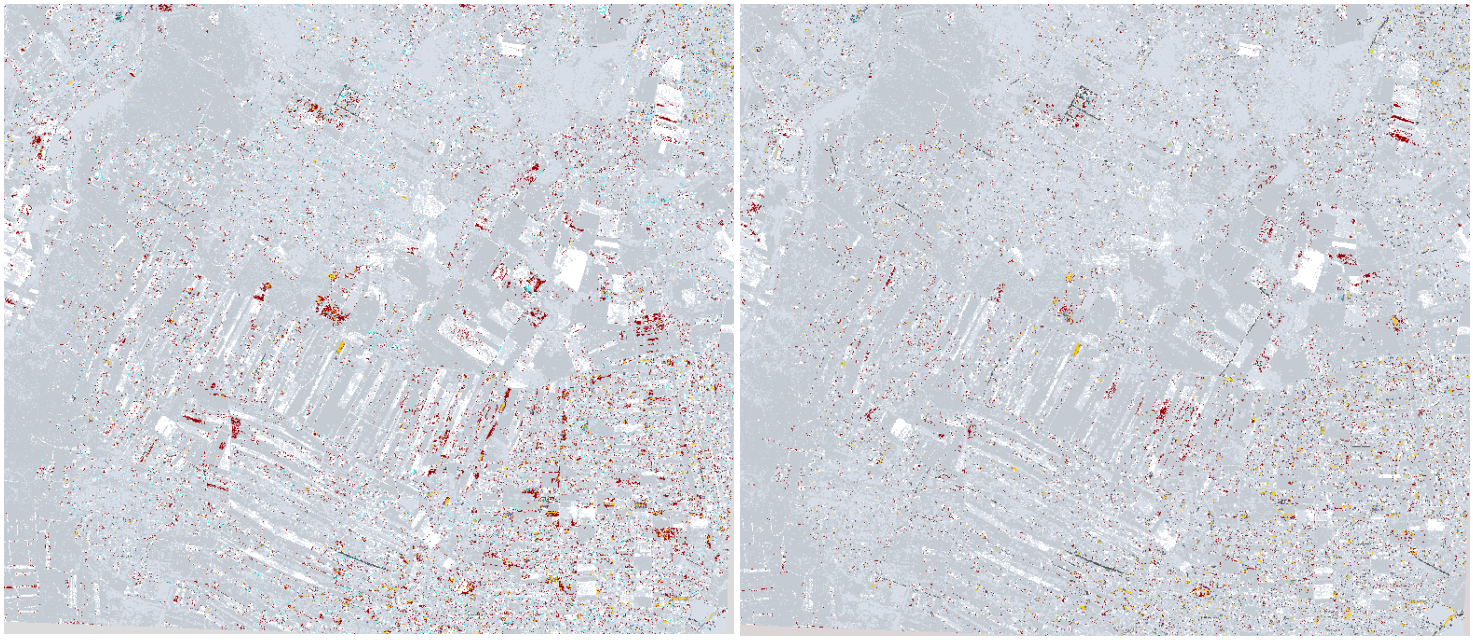
4.4.2 Ποιοτική Αξιολόγηση Δεύτερου Πειράματος

Ο χάρτης πρόβλεψης της ταξινόμησης του δεύτερου πειράματος, όπως και προηγουμένως, περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος, δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση σε κάλυψη με κτίσμα/δρόμο/πισίνα. Οι υπόλοιπες κατηγορίες, δηλαδή οι σταθερές κατηγορίες και οι κατηγορίες που αφορούν μεταβολές μη ενδιαφέροντος, ομαδοποιήθηκαν και χαρακτηρίστηκαν αντίστοιχα ως fixed και change of no interest και οπτικοποιήθηκαν με διαφορετικό χρώμα. Και σε αυτό το πείραμα η σταθερή κατηγορία Tileroof προκειμένου να είναι πιο διακριτή οπτικοποιήθηκε με λευκό χρώμα λόγω του γεγονότος ότι πολλές κατηγορίες μεταβολών αλλά και σταθερών κατηγοριών που εμπεριέχουν την κατηγορία του εδάφους συγχέονται με αυτήν.

Παρατηρώντας τους χάρτες πρόβλεψης εξάγονται τα εξής συμπεράσματα:

1. Τα δεδομένα εκπαίδευσης που σχετίζονται με μεταβολές ενδιαφέροντος, ταξινομήθηκαν σε σημαντικό βαθμό στη σωστή κατηγορία μεταβολής.
2. Αρκετά νέα κτίσματα ανιχνεύτηκαν επιτυχώς.
3. Υπήρξε βελτίωση στην ανίχνευση των νέων δρόμων και εξαλήφθηκε το σφάλμα που είχε δημιουργηθεί από την κατηγορία μεταβολής από έδαφος σε πισίνα.
4. Αν και υπήρξε σχετική βελτίωση, οι κατηγορίες μεταβολών αλλά και οι σταθερές κατηγορίες που εμπεριέχουν ανοιχτόχρωμο ή σκουρόχρωμο έδαφος εξακολουθούν να συγχέονται με κατηγορίες που εμπεριέχουν κεραμοσκεπές κτίσμα, γεγονός που δημιουργεί σημαντικό θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης και δυσχεραίνει τον εντοπισμό των πραγματικών μεταβολών ενδιαφέροντος.
5. Παρουσιάστηκαν και εδώ επικαλύψεις ανάμεσα σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε ανοιχτόχρωμο έδαφος και αποδόθηκαν ως μεταβολή από έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό.
6. Αν και δεν αποτελεί κατηγορία ενδιαφέροντος, επισημαίνεται ότι και σε αυτό το πείραμα πολλά εικονοστοιχεία τα οποία ανήκουν σε κατηγορίες που εμπεριέχουν έδαφος ταξινομήθηκαν ως κεραμοσκεπές κτίσμα.

Εικόνα 4.6: Χάρτης μεταβολών πρώτου πειράματος (κάτω αριστερά) - Χάρτης μεταβολών δεύτερου πειράματος (κάτω δεξιά)



Εικόνα 4.7: Απόσπασμα ταξινόμησης δεύτερου πειράματος – λανθασμένη ταξινόμηση κατηγορίας μεταβολής που καταλήγει σε ανοιχτόχρωμο έδαφος σε κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος που καταλήγει σε πλακοσκεπές κτίσμα λευκό – λανθασμένη ταξινόμηση κατηγορίας μεταβολής που καταλήγει σε σκουρόχρωμο έδαφος σε κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος που καταλήγει σε κεραμοσκεπές κτίσμα

4.5 Τρίτο Πείραμα

Στο τρίτο πείραμα χρησιμοποιήθηκαν ακριβώς τα ίδια δεδομένα αναφοράς (GroundTruth) και ακριβώς οι ίδιες κατηγορίες μεταβολών και σταθερές κατηγορίες χρήσεων γης με αυτές του δεύτερου πειράματος. Η διαφορά με το δεύτερο πείραμα έγκειται στο γεγονός ότι στην stacked εικόνα διατηρήθηκαν μόνο τα κανάλια της εικόνας WorldView-2 που είναι κοινά με εκείνα της QuickBird (δηλ. τα κανάλια blue, green, red και NIR-1), ενώ τα υπόλοιπα αφαιρέθηκαν.

Οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy) ανά κλάση κυμάνθηκαν και οι δύο από 0% έως 100%, ενώ η συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) βρέθηκε ίση με 89.61%. Γενικά, οι ακρίβειες που προέκυψαν στο τρίτο πείραμα καθώς και ο χάρτης πρόβλεψης πλησιάζουν πάρα πολύ τις αντίστοιχες ακρίβειες και τον αντίστοιχο χάρτη του δεύτερου πειράματος, με το δεύτερο πείραμα να είναι ελάχιστα καλύτερο ποσοτικά και ποιοτικά.

Παρακάτω παρατίθεται ενδεικτικά μόνο ο πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του τρίτου πειράματος (Πίνακας 4.3), καθώς ο χάρτης πρόβλεψης είχε ελάχιστες διαφορές σε σχέση με εκείνον του δεύτερου πειράματος.

Classes	SoilLight_Tileroof	SoilDark_Tileroof	VegeDense_Tileroof	VegeLow_Tileroof	Cement_Tileroof	VegeDense_TerraceGrey	VegeLow_TerraceGrey	SoilDark_TerraceGrey	VegeDense_TerraceWhite	VegeLow_TerraceWhite	SoilDark_TerraceWhite	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	TerraceWhite_Tileroof	TerraceGrey_Tileroof	VegeDense_VegeLow	SoilDark_VegeLow	SoilLight_VegeLow	VegeDense_SoilLight	VegeLow_SoilLight	SoilDark_SoilLight	VegeDense_SoilDark	VegeLow_SoilDark	SoilLight_SoilDark	Tileroof_TerraceGrey	TerraceWhite_TerraceGr	Tileroof_TerraceWhite	TerraceGrey_TerraceWhi	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	BurntBarelands_VegeLow	Pool_SoilLight	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	VegeDense	VegeLow	SoilDark	SoilLight	TerraceGrey	TerraceWhite	Greenhouse	Waterbodies	Pool	AsphaltLight	AsphaltDark	Court	Ellenit	sum	PA
SoilLight_Tileroof	281	84	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	58	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	501	56.09
SoilDark_Tileroof	0	331	4	29	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	115	0	0	44	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	525	63.05
VegeDense_Tileroof	0	3	62	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	4	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	106	58.49
VegeLow_Tileroof	0	1	0	78	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	66	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	152	51.32
Cement_Tileroof	5	29	0	0	165	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	82	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	312	52.88
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	38	10	0	11	0	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84	45.24
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	17	0	19	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	0
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	19	0	30	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	83	36.14
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	113	34	13	0	0	0	0	0	0	0	0	87	4	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	263	42.97
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	58	55	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	113	48.67
SoilDark_TerraceWhite	0	9	0	0	0	0	2	0	4	0	449	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	7	0	37	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	576	77.95
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	100
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	77.42
Soil_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	545	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0	0	44	10	0	9	0	0	1	0	0	0	0	623	87.48
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	2	0	0	11	1	0	0	0	0	26	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	61.9
TerraceWhite_Tileroof	11	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	445	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	464	95.91
TerraceGrey_Tileroof	18	4	0	0	46	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	209	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	283	73.85
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	89	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	20	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	154	57.79
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13653	0	0	0	0	13	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13676	99.83
SoilLight_VegeLow	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	1733	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1742	99.48
VegeDense_SoilLight	0	0	0	16	0	0	0	0	8	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	155	12	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	230	67.39
VegeLow_SoilLight	0	0	0	51	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93	46	33	1	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	250	18.4
SoilDark_SoilLight	0	144	0	3	1	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	650	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	812	80.05
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98	100
VegeLow_SoilDark	0	1	5	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	2	47	0	140	81	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	282	28.72
SoilLight_SoilDark	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	149	65.1
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	100
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	2	0	308	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	364	84.62
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96	87.5
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	67	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	600	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	681	88.11
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1715	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1731	99.08
VegeBurnt_Soil	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	236	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	237	99.58
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	77	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	73	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	150	48.67
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	100
Pool_Cement	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	100
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	100
Soil_Court	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	271	47	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	323	83.9
Tileroof	45	30	0	0	89	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	67	0	3	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7118	0	0	136	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7536	94.45
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	0	0	0	0	0	0	0	6414	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6444	99.53
VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	27	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	2144	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2250	95.29
SoilDark	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	684	0	0	1020	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1714	59.51
SoilLight	1	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	374	0	0	0	1152	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1582	72.82
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	0	0	0	0	543	0	7	0	0	47	201	0	74	921	58.96
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	265	258	0	0	10	0	0	0	533	49.72
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	459	0	0	7	7	0	32	532	86.28
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	427	0	0	14	0	0	478	89.33
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	0	91	56.04
AsphaltLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	37	0	1	0	0	695	28	0	0	793	87.64
AsphaltDark	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	161	0	3	10	0	1	992	0	18	1194	83.08
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	352	0	355	99.15
Ellenit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	1	0	23	0	0	17	43	0	1464	1574	93.01
sum	403	644	71	191	314	81	12	49	205	108	542	59	24	589	57	453	358	131	13821	1763	357	175	809	256	129	135	47	310	121	615	1785	256	75	4	77	34	319	8506	6467	2156	1208	1292	776	265	788	437	51	778	1290	352	1588	kappa:	88.17
UA	69.7	51.4	87.3	40.8	52.6	46.9	0	61.22	55.12	50.9	82.8	88.1	100	92.5	45.6	98.2	58.4	67.9	98.78	98.3	43.4	26.3	80.4	38.3	62.8	71.9	74.5	99.4	69.4	97.6	96.1	92.2	97.3	100	48.1	100	85	83.7	99.2	99.4	84.4	89.2	70	100	58.3	97.7	100	89.3	76.9	100	92.2	OA:	89.61

Πίνακας 4.3: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του τρίτου πειράματος

4.6 Τέταρτο Πείραμα

Στο τέταρτο πείραμα πραγματοποιήθηκαν ενέργειες προκειμένου να βελτιωθεί το αποτέλεσμα της ταξινόμησης του δεύτερου πειράματος εστιάζοντας κυρίως στις κατηγορίες μεταβολών που παρουσίασαν τα μεγαλύτερα σφάλματα. Προκειμένου να διορθωθούν τα σφάλματα που αφορούν τη σύγχυση κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος με κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος που καταλήγουν σε κεραμοσκεπές κτίσμα ή με την σταθερή κεραμοσκεπές κτίσμα, δημιουργήθηκαν 3 νέες κατηγορίες. Το πρόβλημα διαπιστώθηκε ότι δημιουργείται όταν η μεταβολή εμπεριέχει χώμα το οποίο είναι αναμειγμένο με ελάχιστη βλάστηση. Επομένως δημιουργήθηκαν οι κατηγορίες μεταβολής Soil_MixedVegeSoil και MixedVegeSoil_Soil, αλλά και η σταθερή κατηγορία MixedVegeSoil. Επιπλέον, δημιουργήθηκε και η κατηγορία Shadow για την εξάλειψη των σφαλμάτων που δημιουργούνται από σκιές. Όσον αφορά τις κατηγορίες που παρουσίασαν σημαντικές επικαλύψεις με άλλες, λήφθηκαν περισσότερα δείγματα λαμβάνοντας υπόψιν τις σωστές και εσφαλμένες ανιχνεύσεις του δεύτερου πειράματος. Ο διαχωρισμός των δεδομένων αναφοράς έγινε πάλι σε επίπεδο πολυγώνου και με αναλογία δεδομένων εκπαίδευσης-ελέγχου περίπου ίση με 70%-30% αντίστοιχα. Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα του τέταρτου πειράματος και πραγματοποιείται ποσοτική και ποιοτική αξιολόγηση τους.

4.6.1 Ποσοτική Αξιολόγηση Τέταρτου Πειράματος

Όπως φαίνεται και παρακάτω στον πίνακα σύγχυσης (Πίνακας 4.4) οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer’s Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User’s Accuracy) ανά κλάση παρουσίασαν σημαντική βελτίωση σε σχέση με τα προηγούμενα πειράματα, ενώ η συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) βρέθηκε ίση με 90.4%. Αυτή τη φορά ποσοστό 0% και στους δύο δείκτες παρουσίασε μόνο μία κατηγορία και συγκεκριμένα η κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος από χαμηλή βλάστηση κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Η συγκριμένη κατηγορία παρουσίασε επικάλυψη κυρίως με την παρεμφερή κατηγορία μεταβολής από πυκνή βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι και επομένως δε δόθηκε ιδιαίτερη σημασία. Σε όλες τις υπόλοιπες κατηγορίες τα ποσοστά Ακρίβειας του Παραγωγού και Αξιοπιστίας του Χρήστη σημείωσαν σημαντική αύξηση.

Ειδικότερα, όσον αφορά τον δείκτη Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer’s Accuracy):

- Η κατηγορία μεταβολής από χαμηλή βλάστηση σε κεραμοσκεπές κτίσμα παρουσίασε μικρό ποσοστό 36.45%. Κάποια εικονοστοιχεία της ταξινομήθηκαν στην παρεμφερή κατηγορία μεταβολής από πυκνή βλάστηση σε κεραμοσκεπές κτίσμα, αλλά υπήρξε πάλι μεγάλη επικάλυψη με κατηγορίες μεταβολής από βλάστηση σε έδαφος.
- Η κατηγορία μεταβολής από πυκνή βλάστηση σε πλακοσκεπές κτίσμα γκρι έλαβε ποσοστό 38.81%, αλλά παρουσίασε επικάλυψη με την κατηγορία μεταβολής από έδαφος σκουρόχρωμο σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Επομένως, φαίνεται ότι παρά το μικρό ποσοστό, το γεγονός αυτό δε θα επηρεάσει το χάρτη πρόβλεψης και θα γίνει ορθή η ανίχνευση των νέων κτισμάτων.

- Χαμηλό ποσοστό (42%) έλαβε και η κατηγορία μεταβολής από χαμηλή βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό η οποία παρουσίασε επικάλυψη με τις παρεμφερείς κατηγορίες μεταβολής από πυκνή βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό και από έδαφος σκουρόχρωμο σε κτίσμα πλακοσκεπές λευκό, οπότε και εδώ αναμένεται να γίνει ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων στον χάρτη πρόβλεψης.

Όσον αφορά τον δείκτη Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy):

- Οι κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος από βλάστηση σε κεραμοσκεπές κτίσμα έλαβαν χαμηλά ποσοστά (39%). Πολλά από τα εικονοστοιχεία που ταξινομήθηκαν στις κατηγορίες αυτές, βάσει των δεδομένων ελέγχου, ανήκαν στην πραγματικότητα στη σταθερή κατηγορία κεραμοσκεπές κτίσμα ή σε κάποια κατηγορία μεταβολής που εμπεριείχε κεραμοσκεπές κτίσμα ή έδαφος. Εξακολουθεί, δηλαδή, να παρατηρείται μεγάλη σύγχυση του εδάφους με τα κεραμοσκεπή κτίσματα.
- Μικρό ποσοστό παρουσίασαν και οι κατηγορίες μεταβολής από πυκνή βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι και από σκουρόχρωμο έδαφος σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι. Στην ουσία όμως σύγχυση υπήρξε σχεδόν αποκλειστικά μεταξύ τους, αλλά και με την κατηγορία μεταβολής από χαμηλή βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι, επομένως δεν αναμένεται να δημιουργηθεί θόρυβος στον χάρτη πρόβλεψης.

Στις υπόλοιπες κατηγορίες, οι τιμές και των δύο δεικτών είχαν αρκετά ικανοποιητικά αποτελέσματα και πολύ βελτιωμένα σε σχέση με τα προηγούμενα πειράματα.

Classes	SoilLight_Tileroof	SoilDark_Tileroof	VegeDense_Tileroof	VegeLow_Tileroof	Cement_Tileroof	VegeDense_TerraceGrey	VegeLow_TerraceGrey	SoilDark_TerraceGrey	VegeDense_TerraceWhite	VegeLow_TerraceWhite	SoilDark_TerraceWhite	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	TerraceWhite_Tileroof	TerraceGrey_Tileroof	VegeDense_VegeLow	SoilDark_VegeLow	SoilLight_VegeLow	VegeDense_SoilLight	VegeLow_SoilLight	SoilDark_SoilLight	VegeDense_SoilDark	VegeLow_SoilDark	SoilLight_SoilDark	Tileroof_TerraceGrey	TerraceWhite_TerraceGrey	Tileroof_TerraceWhite	TerraceGrey_TerraceWhite	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	BurntBarelands_VegeLow	Pool_SoilLight	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	VegeDense	VegeLow	SoilDark	SoilLight	TerraceGrey	TerraceWhite	Greenhouse	Waterbodies	Pool	AsphaltLight	AsphaltDark	Court	Ellenit	Shadow	MixedVegeSoil	MixedVegeSoil_Soil	Soil_MixedVegeSoil	sum	PA
SoilLight_Tileroof	262	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	107	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	449	58.35
SoilDark_Tileroof	0	386	36	0	6	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	98	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	52	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	0	618	62.46
VegeDense_Tileroof	0	0	59	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0	4	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	113	52.21
VegeLow_Tileroof	0	21	12	78	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	35	26	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	214	36.45
Cement_Tileroof	0	3	0	0	130	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	91	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	277	46.93
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	26	0	40	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	67	38.81
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	30	45	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81	55.56
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	2	0	78	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	130	60
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	11	0	0	173	72	10	0	0	0	22	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	292	59.25
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	85	84	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	200	42
SoilDark_TerraceWhite	0	3	0	0	0	0	0	32	0	1	554	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	6	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	623	88.92
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	55	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	87.3
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	54.29
Soil_Asphalt	0	0	0	0	0	2	23	70	0	0	0	0	0	474	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2	8	0	0	0	35	28	0	10	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	671	70.64
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	74.19
TerraceWhite_Tileroof	18	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	282	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	360	78.33
TerraceGrey_Tileroof	4	0	24	0	113	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	184	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	348	52.87
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	95	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	159	26.42
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12914	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	93	0	4	0	0	0	0	1	5	8	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13051	98.95
SoilLight_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2018	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2019	99.95
VegeDense_SoilLight	0	0	1	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	185	50	0	0	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	265	69.81
VegeLow_SoilLight	0	0	0	81	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	66	131	1	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	308	42.53
SoilDark_SoilLight	0	56	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	10	754	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	54	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50	0	940	80.21
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	43	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	83	51.81
VegeLow_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	1	1	39	222	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	285	77.89
SoilLight_SoilDark	61	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	93	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	155	60
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	98.44
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	315	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	354	88.98
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	43	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94	47.87
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	16	0	612	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	0	0	1	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	693	88.31
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	41	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1961	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2012	97.47
VegeBurnt_Soil	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	166	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	168	98.81
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	110	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	134	82.09
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	100
Pool_Cement	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	100
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	100
Soil_Court	0	0	0	0	0	12	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	301	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	321	93.77
Tileroof	31	94	19	0	122	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	67	0	3	1	0	0	15	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	6866	0	0	5	208	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	7449	92.17
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	6417	36	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	6488	98.91
VegeLow	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2205	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2250	98
SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	344	0	0	1406	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	22	0	1779	79.03
SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	47	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	1619	0	11	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1751	92.46
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	729	0	42	0	0	160	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	975	74.77
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	507	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	525	96.57
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	1	477	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	523	91.2
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	7	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	58	0	1	450	0	0	66	0	0	0	0	0	0	0	0	0	594	75.76
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	90	30
AsphaltLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	25	0	0	918	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	950	96.63
AsphaltDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	148	0	46	0	0	0	994	0	18	0	0	0	0	0	0	0	1218	81.61
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	392	0	0	0	0	0	0	0	0	406	96.55
Ellenit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	50	0	0	0	0	0	113	0	1378	0	0	0	0	0	0	0	1544	89.25
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	16	87.5
MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	17	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	370	26	10	429	86.25
MixedVegeSoil_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	65	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	957	0	1044	91.67
Soil_MixedVegeSoil	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	0	0	42	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	85	166	51.2
sum	376	568	151	202	377	91	68	238	262	157	651	55	27	549	49	336	366	90	13035	2031	325	232	1002	82	312	100	75	333	45	672	2082	200	114	3	98	35	313	7406	6433	2344	1548	2072	1048	525	660	450	27	1102	1241	396	1396	15	392	1081	97	kappa:		89.3
UA	69.7	68	39.1	38.6	34.5	28.6	66.2	32.8	66	53.5	85.1	100	70.4	86.3	46.9	83.9	50.3	46.7	99.07	99.4	56.9	56.5	75.3	52.4	71.2	93	84	94.6	100	91.1	94.2	83	96.5	100	35.7	65.7	96.2	92.7	99.8	94.1	90.8	78.1	69.6	96.6	72.3	100	100	83.3	80.1	99	98.7	93.3	94.4	88.5	87.6	OA:		90.4

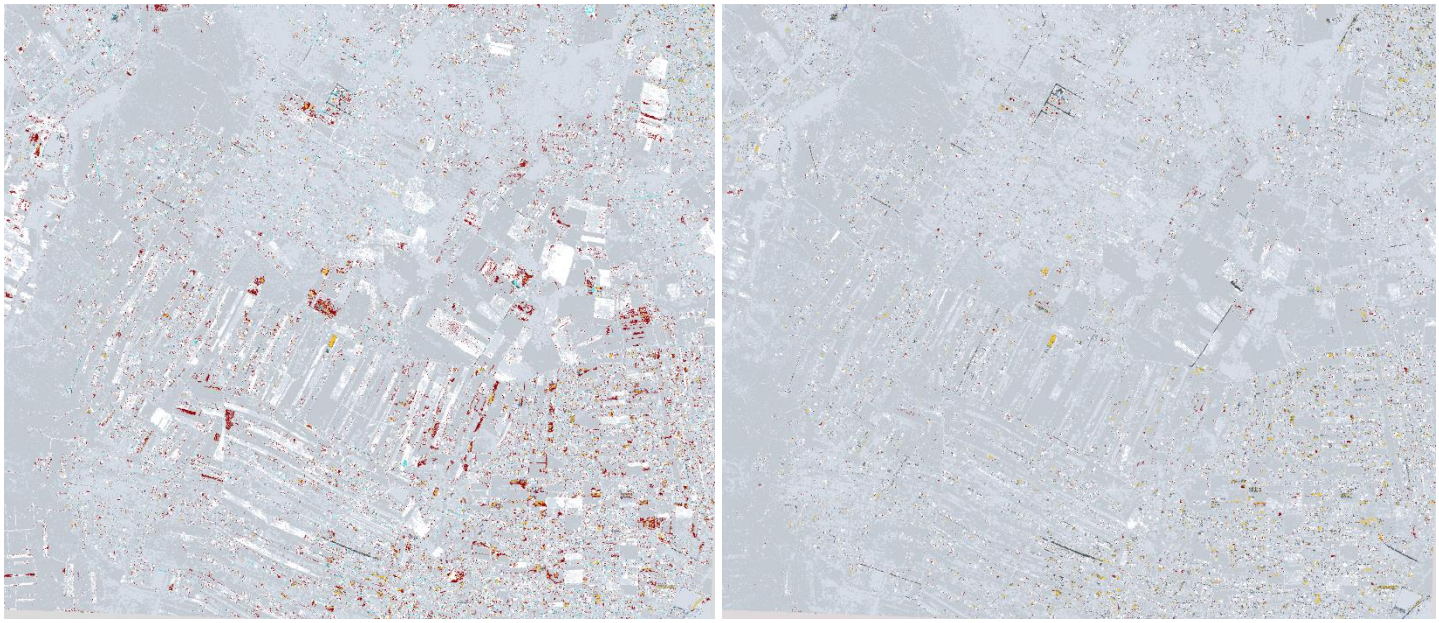
Πίνακας 4.4: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του τέταρτου πειράματος

4.6.2 Ποιοτική Αξιολόγηση Τέταρτου Πειράματος

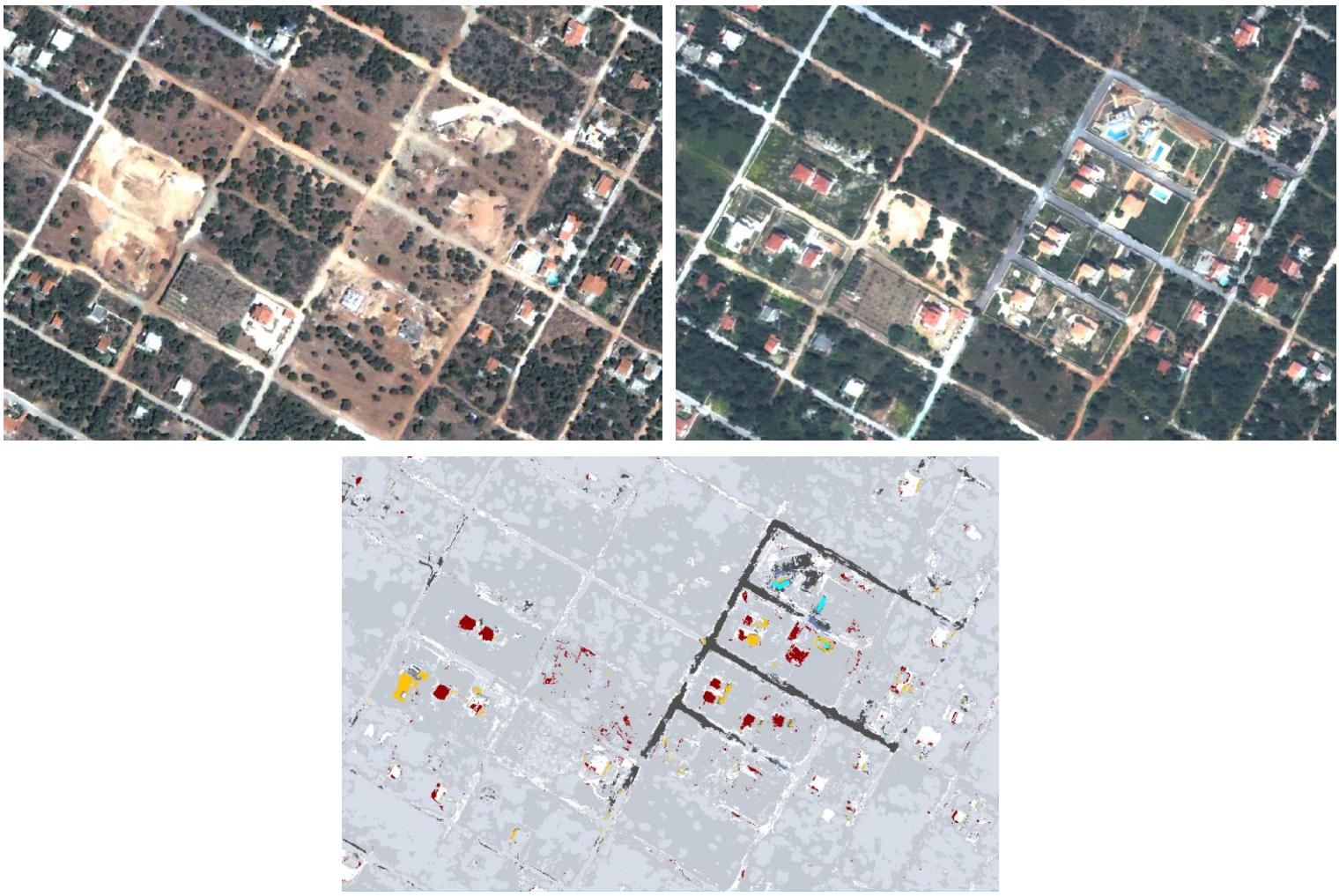
Ο χάρτης πρόβλεψης της ταξινόμησης του τέταρτου πειράματος, όπως και προηγουμένως, περιλαμβάνει μόνο τις κατηγορίες ενδιαφέροντος, δηλαδή κατηγορίες μεταβολής από έδαφος/βλάστηση σε κάλυψη με κτίσμα/δρόμο/πισίνα. Υπενθυμίζεται ότι οι υπόλοιπες κατηγορίες, δηλαδή οι σταθερές κατηγορίες και οι κατηγορίες που αφορούν μεταβολές μη ενδιαφέροντος, ομαδοποιήθηκαν και χαρακτηρίστηκαν αντίστοιχα ως fixed και change of no interest και οπτικοποιήθηκαν με διαφορετικό χρώμα. Και σε αυτό το πείραμα η σταθερή κατηγορία Tileroof προκειμένου να είναι πιο διακριτή οπτικοποιήθηκε με λευκό χρώμα λόγω του γεγονότος ότι πολλές κατηγορίες μεταβολών αλλά και σταθερών κατηγοριών που εμπεριέχουν την κατηγορία του εδάφους συγχέονται με αυτήν.

Παρατηρώντας τους χάρτες πρόβλεψης εξάγονται τα εξής συμπεράσματα:

1. Τα δεδομένα εκπαίδευσης ταξινομήθηκαν στη σωστή κλάση σχεδόν στο σύνολό τους.
2. Αρκετά νέα κτίσματα ανιχνεύτηκαν επιτυχώς.
3. Μειώθηκε σημαντικά ο θόρυβος που προερχόταν από επικάλυψη κατηγοριών που εμπεριέχουν ανοιχτόχρωμο ή σκουρόχρωμο έδαφος με κατηγορίες που εμπεριέχουν κεραμοσκεπές κτίσμα.
4. Γενικά, μειώθηκαν σημαντικά τα σφάλματα που προέκυψαν στα προηγούμενα πειράματα, καθώς και ο ανάλογος θόρυβος που αυτά προκαλούσαν. Έτσι αναδεικνύονται στο νέο χάρτη πρόβλεψης οι πραγματικές μεταβολές στη δόμηση που είναι άλλωστε και το ζητούμενο.



Εικόνα 4.8: Χάρτης μεταβολών πρώτου πειράματος (αριστερά) - Χάρτης μεταβολών τέταρτου πειράματος (δεξιά) - Εμφανής μείωση θορύβου



Εικόνα 4.9: Ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων, δρόμων και πισινών – 4ο πείραμα

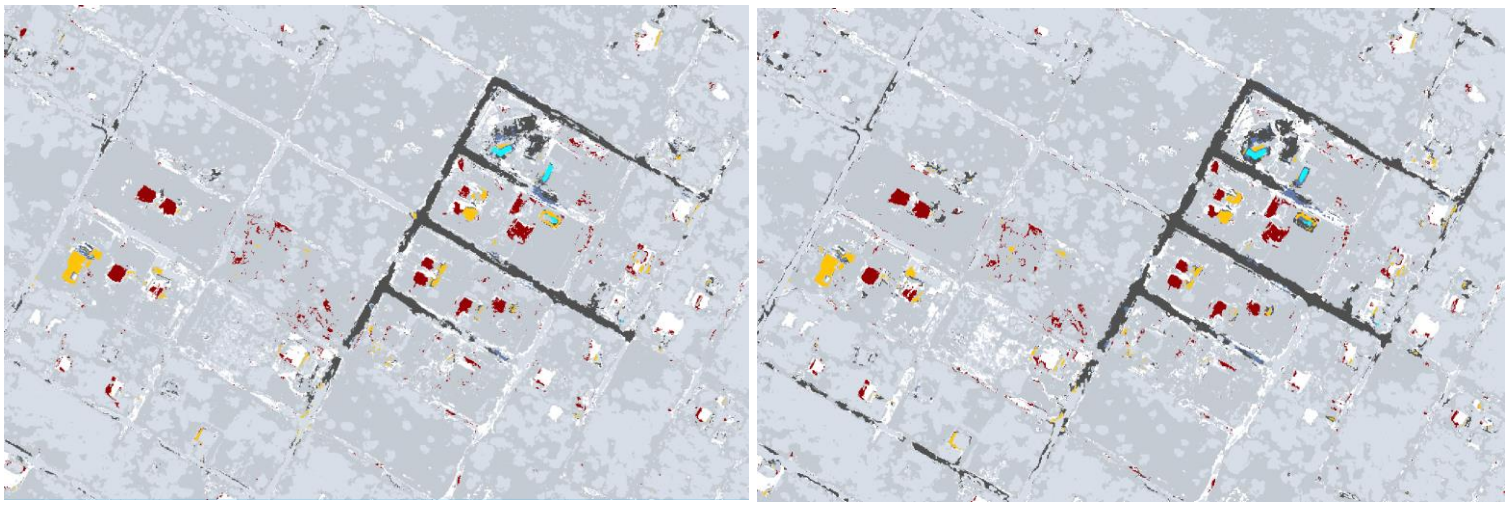
4.7 Πέμπτο Πείραμα

Στο στάδιο αυτό διενεργήθηκε ένα τελευταίο πείραμα προκειμένου να διαπιστωθεί αν περαιτέρω ενέργειες θα μπορούσαν να βελτιώσουν ακόμα περισσότερο το αποτέλεσμα. Το πέμπτο πείραμα βασίστηκε στα δεδομένα αναφοράς (GroundTruth) και στις κλάσεις χρήσεων γης του τέταρτου πειράματος. Στο πείραμα αυτό προστέθηκαν στην stacked εικόνα και δύο δείκτες καναλιών του δορυφόρου WorldView-2, εκτός από τα φασματικά κανάλια των δύο εικόνων, και συγκεκριμένα ο δείκτης κανονικοποιημένης διαφοράς βλάστησης NDVI και ο δείκτης κανονικοποιημένης διαφορά νερού NDWI. Οι σχέσεις σύμφωνα με τις οποίες υπολογίζονται οι εν λόγω δείκτες παρουσιάζονται παρακάτω:

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

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

Γενικά, οι ακρίβειες που προέκυψαν στο πέμπτο πείραμα καθώς και ο χάρτης πρόβλεψης πλησιάζουν πάρα πολύ τις αντίστοιχες ακρίβειες και τον αντίστοιχο χάρτη του τέταρτου πειράματος, με το τέταρτο πείραμα να είναι ελάχιστα καλύτερο ποσοτικά και ποιοτικά. Στο πέμπτο πείραμα παρατηρείται ένα μικρός θόρυβος όσον αφορά τις κατηγορίες μεταβολών ενδιαφέροντος από έδαφος/βλάστηση σε άσφαλτο (Εικόνα 4.9). Ενδεικτικά παρατίθεται παρακάτω και ο πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του πέμπτου πειράματος (Πίνακας 4.5).



Εικόνα 4.10: Αποσπάσματα χαρτών πρόβλεψης 4ου πειράματος (αριστερά) και πέμπτου πειράματος (δεξιά)

Classes	SoilLight_Tileroof	SoilDark_Tileroof	VegeDense_Tileroof	VegeLow_Tileroof	Cement_Tileroof	VegeDense_TerraceGrey	VegeLow_TerraceGrey	SoilDark_TerraceGrey	VegeDense_TerraceWhite	VegeLow_TerraceWhite	SoilDark_TerraceWhite	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	TerraceWhite_Tileroof	TerraceGrey_Tileroof	VegeDense_VegeLow	SoilDark_VegeLow	SoilLight_VegeLow	VegeDense_SoilLight	VegeLow_SoilLight	SoilDark_SoilLight	VegeDense_SoilDark	VegeLow_SoilDark	SoilLight_SoilDark	Tileroof_TerraceGrey	TerraceWhite_TerraceGrey	Tileroof_TerraceWhite	TerraceGrey_TerraceWhite	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	BurntBarelands_VegeLow	Pool_SoilLight	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	VegeDense	VegeLow	SoilDark	SoilLight	TerraceGrey	TerraceWhite	Greenhouse	Waterbodies	Pool	AsphaltLight	AsphaltDark	Court	Ellenit	Shadow	MixedVegeSoil	MixedVegeSoil_Soil	Soil_MixedVegeSoil	sum	PA
SoilLight_Tileroof	256	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	0	0	0	89	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	449	57.02
SoilDark_Tileroof	0	402	31	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	109	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	3	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	618	65.05
VegeDense_Tileroof	0	0	61	33	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	7	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	113	53.98
VegeLow_Tileroof	0	6	23	78	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	39	15	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	214	36.45
Cement_Tileroof	0	7	0	0	133	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	104	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	277	48.01
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	37	1	18	1	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	67	55.22
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	36	39	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81	48.15
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	84	0	0	0	0	0	38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	130	64.62
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	8	0	0	160	83	8	0	0	0	29	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	292	54.79
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	73	88	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	200	44
SoilDark_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	8	4	0	566	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	31	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	623	90.85
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	61	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	96.83
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	23	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	65.71
Soil_Asphalt	0	0	0	0	0	33	1	61	0	0	0	0	0	511	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	28	0	0	6	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	671	76.15
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	48.39
TerraceWhite_Tileroof	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	320	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	360	88.89
TerraceGrey_Tileroof	0	0	0	0	141	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	201	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	348	57.76
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	61	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	55	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	159	38.36
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12964	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	0	36	0	0	0	0	0	2	8	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	13051	99.33
SoilLight_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2019	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2019	100
VegeDense_SoilLight	0	0	25	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	180	34	12	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	265	67.92
VegeLow_SoilLight	0	5	2	67	0	0	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	53	140	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	308	45.45
SoilDark_SoilLight	0	82	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	763	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	3	0	940	81.17
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	52	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	83	62.65
VegeLow_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	2	51	207	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	285	72.63
SoilLight_SoilDark	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	91	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	155	58.71
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	100
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	341	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	354	96.33
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94	55.32
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	624	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	40	2	0	0	0	0	0	0	693	90.04
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1999	3	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2012	99.35
VegeBurnt_Soil	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	161	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	168	95.83
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	59	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	75	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	134	55.97
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	100
Pool_Cement	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	100
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	100
Soil_Court	0	0	0	0	0	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	310	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	321	96.57
Tileroof	26	124	27	1	111	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	64	0	1	0	0	0	11	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	6831	0	0	5	236	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	7449	91.7
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	0	3	0	6417	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	6488	98.91
VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2220	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2250	98.67
SoilDark	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	360	0	0	1412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1779	79.37
SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	47	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	1590	0	0	0	0	0	66	0	0	0	0	0	0	5	1751	90.81
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	671	0	0	0	0	265	35	0	0	0	0	0	0	975	68.82
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	515	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	525	98.1
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	1	357	0	0	113	12	0	0	0	0	0	0	523	68.26
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	94	0	1	458	0	0	15	1	3	0	0	0	0	594	77.1
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	56	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	0	0	0	0	0	0	0	0	90	37.78
AsphaltLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	6	0	0	914	0	0	0	0	0	0	0	950	96.21
AsphaltDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	178	0	49	0	0	0	982	0	9	0	0	0	0	1218	80.62
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	381	0	0	0	0	0	406	93.84
Ellenit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	165	10	0	0	134	0	1199	0	0	0	0	0	0	0	0	1544	77.66
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0	0	0	16	81.25
MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	349	38	19	429	81.35
MixedVegeSoil_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	62	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	905	0	1044	86.69
Soil_MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	0	43	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	91	166	54.82
sum	345	632	169	191	396	133	42	184	244	188	696	71	24	574	44	376	398	98	13092	2031	285	225	976	103	268	95	74	367	52	647	2063	183	111	3	91	23	317	7440	6433	2307	1536	1998	1032	526	615	468	34	1399	1181	386	1211	24	391	1010	133	kappa:	88.85
UA	74.2	63.6	36.1	40.8	33.6	27.8	92.9	45.7	65.6	46.8	81.3	85.9	95.8	89	34.1	85.1	50.5	62.2	99.02	99.4	63.2	62.2	78.2	50.5	77.2	95.8	86.5	92.9	100	96.5	96.9	88	67.6	100	38.5	100	97.8	91.8	99.8	96.2	91.9	79.6	65	97.9	58.1	97.9	100	65.3	83.2	98.7	99	54.2	89.3	89.6	68.4	OA:	89.99

Πίνακας 4.5: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) του πέμπτου πειράματος

4.8 Ομαδοποίηση κατηγοριών

Στο στάδιο αυτό πραγματοποιήθηκε ομαδοποίηση (aggregation) των 55 κλάσεων κάλυψης γης του τέταρτου πειράματος σε 27 νέες κατηγορίες με παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά και δημιουργήθηκε ένας καινούριος πίνακας σύγχυσης. Σκοπός είναι να διαπιστωθεί κατά πόσο μπορούν να βελτιωθούν τα ποσοστά των δεικτών Ακρίβειας του Παραγωγού και Αξιοπιστίας του Χρήστη, καθώς υπάρχουν κατηγορίες παρεμφερείς μεταξύ τους, οι οποίες ναι μεν παρουσίασαν μικρά ποσοστά, αλλά είχαν επικάλυψη κυρίως μεταξύ τους. Τέτοιες κατηγορίες αποτελούν για παράδειγμα οι μεταβολές από σκουρόχρωμο/ανοιχτόχρωμο έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα, οι μεταβολές από πυκνή/αραιή βλάστηση σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι/λευκό, πυκνή/αραιή βλάστηση σε σκουρόχρωμο/ανοιχτόχρωμο έδαφος κ.ά. Δεν πραγματοποιήθηκε ξανά εκπαίδευση του ταξινομητή Random Forest, απλά σε περιβάλλον Excel έγινε επεξεργασία του πίνακα σύγχυσης του τέταρτου πειράματος προκειμένου να συγχωνευτούν οι παραπλήσιες κατηγορίες και τα ποσοστά τους. Δόθηκε ιδιαίτερη προσοχή προκειμένου να μην συγχωνευθούν μεταξύ τους κατηγορίες σταθερές ή μη ενδιαφέροντος με άλλες κατηγορίες ενδιαφέροντος.

Classes	Change	SubClasses
Soil_Tileroof	of interest	SoilLight_Tileroof
		SoilDark_Tileroof
Vege_Tileroof	of interest	VegeLow_Tileroof
		VegeDense_Tileroof
Soil_Terrace	of interest	SoilDark_TerraceGrey
		SoilDark_TerraceWhite
Vege_Terrace	of interest	VegeDense_TerraceGrey
		VegeLow_TerraceGrey
		VegeDense_TerraceWhite
		VegeLow_TerraceWhite
Vege_Pool	of interest	Vege_Pool
Soil_Pool	of interest	Soil_Pool
Soil_Asphalt	of interest	Soil_Asphalt
Vege_Asphalt	of interest	Vege_Asphalt
Terrace_Tileroof	no interest	TerraceWhite_Tileroof
		TerraceGrey_Tileroof
		Cement_Tileroof
Tileroof_Terrace	no interest	Tileroof_TerraceGrey
		Tileroof_TerraceWhite
Soil_Vege	no interest	SoilDark_VegeLow
		SoilLight_VegeLow
		BuntBarelands_VegeLow
Vege_Soil	no interest	VegeDense_SoilLight
		VegeLow_SoilLight
		VegeDense_SoilDark
		VegeLow_SoilDark
VegeBurnt_VegeLow	no interest	VegeBurnt_VegeLow
VegeBurnt_Soil	no interest	VegeBurnt_Soil
Pool_SoilLight	no interest	Pool_SoilLight
Pool_Cement	no interest	Pool_Cement
Cement_Pool	no interest	Cement_Pool
Soil_Court	no interest	Soil_Court
Tileroof	fixed	Tileroof
Vege	fixed	VegeDense
		VegeLow
		VegeDense_VegeLow
Soil	fixed	SoilDark
		SoilLight
		SoilDark_SoilLight
		SoilLight_SoilDark
		MixedVegeSoil
		MixedVegeSoil_Soil
		Soil_MixedVegeSoil
Terrace	fixed	TerraceGrey
		TerraceWhite
		TerraceGrey_TerraceWhite
		TerraceWhite_TerraceGrey
		Ellenit
Greenhouse	fixed	Greenhouse
Waterbodies	fixed	Pool
		Waterbodies
Asphalt	fixed	AsphaltLight
		AsphaltDark
Court	fixed	Court
Shadow	fixed	Shadow

Πίνακας 4.6: Ομαδοποίηση κατηγοριών τέταρτου πειράματος

Aggregated Classes	Soil_Tileroof	Vege_Tileroof	Vege_Terrace	Soil_Terrace	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	Terrace_Tileroof	Tileroof_Terrace	Soil_Vege	Vege_Soil	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	Pool_SoilLight	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	Vege	Soil	Terrace	Greenhouse	Waterbodies	Asphalt	Court	Shadow	sum	PA
Soil_Tileroof	790	36	0	11	0	0	0	0	147	0	0	0	0	2	0	0	0	0	103	0	255	0	0	0	0	0	0	1344	58.78
Vege_Tileroof	21	176	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	327	53.82
Vege_Terrace	0	0	527	87	0	0	0	22	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	640	82.34
Soil_Terrace	3	0	3	664	0	0	37	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	10	0	0	8	0	0	753	88.18
Vege_Pool	0	0	0	0	55	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	87.30
Soil_Pool	0	0	0	0	0	19	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	54.29
Soil_Asphalt	0	0	25	70	0	0	474	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	2	8	0	35	30	10	0	7	0	0	671	70.64
Vege_Asphalt	0	0	8	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31	74.19
Terrace_Tileroof	136	24	0	0	0	0	0	0	488	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	36	0	0	0	0	1	0	708	68.93
Tileroof_Terrace	0	0	0	43	0	0	0	0	0	108	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	6	0	0	0	0	0	158	68.35
Soil_Vege	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15070	2	93	0	0	0	0	0	1	13	25	0	0	0	0	0	0	15204	99.12
Vege_Soil	0	93	3	0	0	0	0	0	0	0	20	819	0	0	0	0	0	0	2	0	4	0	0	0	0	0	0	941	87.04
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41	0	1961	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	2012	97.47
VegeBurnt_Soil	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	166	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	168	98.81
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	100.00
Pool_Cement	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	100.00
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	100.00
Soil_Court	0	0	12	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	301	6	0	0	0	0	0	0	0	0	321	93.77
Tileroof	247	19	0	0	0	0	1	0	67	0	4	0	0	0	0	0	0	9	6866	0	235	0	0	0	1	0	0	7449	92.17
Vege	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	31	0	18	0	0	0	0	0	0	8842	0	0	0	0	0	0	1	8897	99.38
Soil	122	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	26	0	2	0	0	0	1	398	0	5637	58	0	0	16	0	0	6264	89.99
Terrace	0	0	0	12	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	7	3607	101	0	321	3	0	4091	88.17
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	34	477	0	12	0	0	523	91.20
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	7	0	63	0	0	2	0	0	58	1	477	66	0	0	684	69.74
Asphalt	0	0	0	0	0	0	2	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	171	71	0	1912	0	0	2168	88.19
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	392	0	406	96.55
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	14	16	87.50
sum	1321	353	578	889	55	27	549	49	702	120	15180	951	2082	200	3	98	35	313	7406	8867	6292	3974	660	477	2343	396	15	kappa:	
UA	59.80	49.86	91.18	74.69	100.00	70.37	86.34	46.94	69.52	90.00	99.28	86.12	94.19	83.00	100.00	35.71	65.71	96.17	92.71	99.72	89.59	90.76	72.27	100.00	81.60	98.99	93.33	OA:	92.57

Πίνακας 4.7: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) των ομαδοποιημένων κατηγοριών του τέταρτου πειράματος

Η ομαδοποίηση των κατηγοριών του τετάρτου πειράματος έγινε καθαρά για εποπτικούς λόγους και για να διαπιστωθεί αν βελτιώνονται τα ποσοστά των δεικτών του πίνακα σύγχυσης. Γενικά παρατηρείται αύξηση της συνολικής ακρίβειας του τέταρτου πειράματος από 90.4% σε 92.57%. Με εξαίρεση τις κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος από έδαφος/βλάστηση σε κτίσμα κεραμοσκεπές, οι οποίες παρουσίασαν μικρή μείωση, σε όλες τις υπόλοιπες κατηγορίες παρατηρείται σημαντική βελτίωση των ποσοστών και των δύο δεικτών γεγονός που δικαιολογεί και το ορθό αποτέλεσμα του χάρτη πρόβλεψης του τέταρτου πειράματος.

4.9 Συγκριτική Αξιολόγηση Πειραμάτων

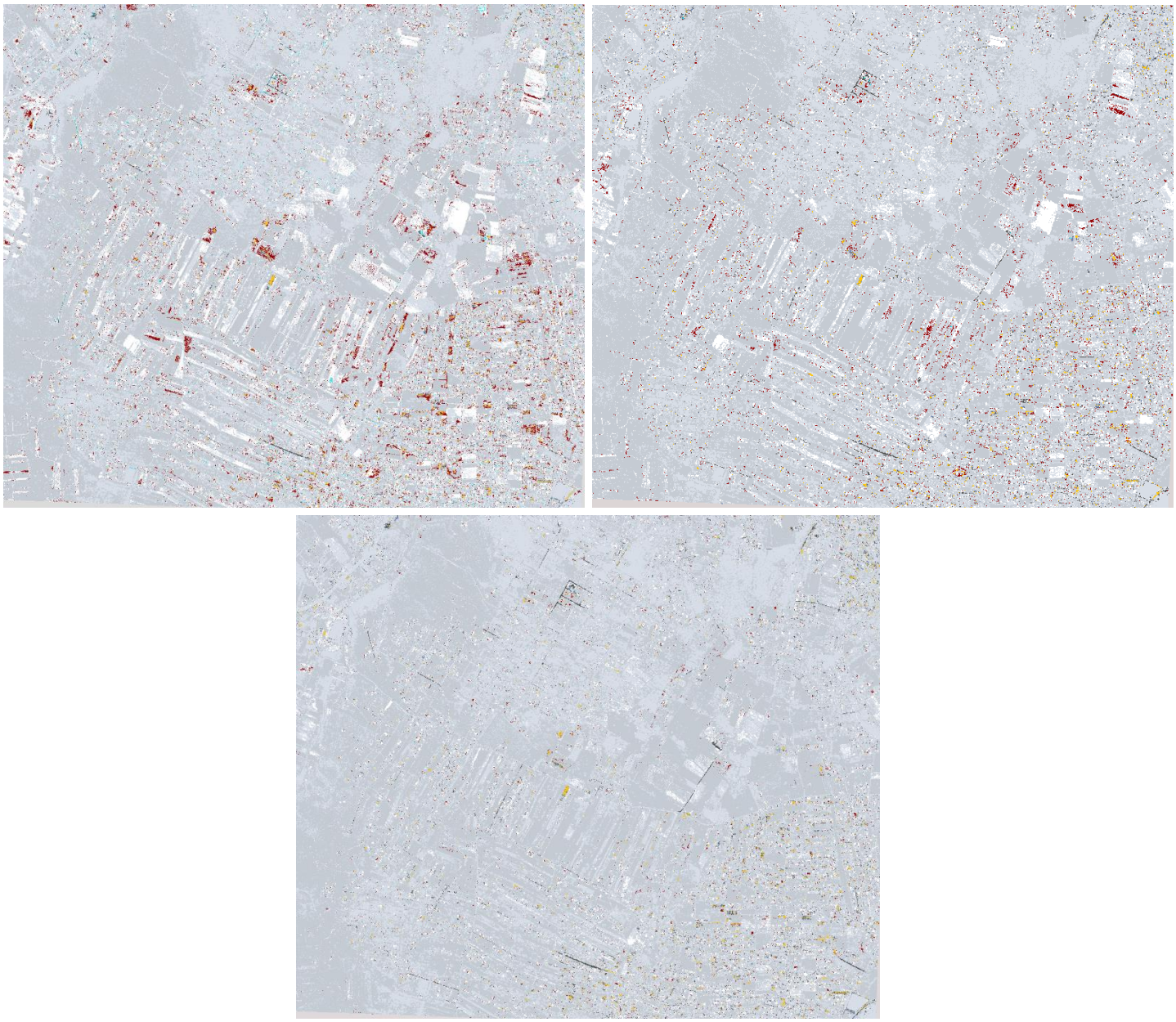
Στο στάδιο αυτό παρατίθενται πίνακες και οπτικά παραδείγματα προκειμένου να γίνει μία σύγκριση μεταξύ των πειραμάτων που πραγματοποιήθηκαν και να καταστεί περισσότερο αντιληπτή η σταδιακή βελτίωση των αποτελεσμάτων. Στον παρακάτω πίνακα (Πίνακας 4.8) παρουσιάζονται συνοπτικά βασικά στοιχεία των πινάκων σύγχυσης όλων των πειραμάτων, αλλά και στοιχεία που αφορούν το πλήθος εικονοστοιχείων των εικόνων και των δεδομένων αναφοράς (Ground Truth):

	1ο πείραμα	2ο πείραμα	3ο πείραμα	4ο πείραμα	5ο πείραμα
Πλήθος εικονοστοιχείων εικόνας QuickBird	37199340				
Πλήθος εικονοστοιχείων εικόνας WorldView-2	53563896				
Πλήθος εικονοστοιχείων Ground Truth	40141	51333	51333	53935	53935
Αναλογία πλήθους εικονοστοιχείων Ground Truth με συνολικά εικονοστοιχεία εικόνας QuickBird	0.11	0.14	0.14	0.14	0.14
Αναλογία πλήθους εικονοστοιχείων Ground Truth με συνολικά εικονοστοιχεία εικόνας WorldView-2	0.07	0.10	0.10	0.10	0.10
Πλήθος κατηγοριών	45	51	51	55	55
Συνολική Ακρίβεια (Overall Accuracy)	90.93	90.04	89.61	90.4	89.99
Δείκτης kappa (kappa Index)	89.05	88.66	88.17	89.3	88.85

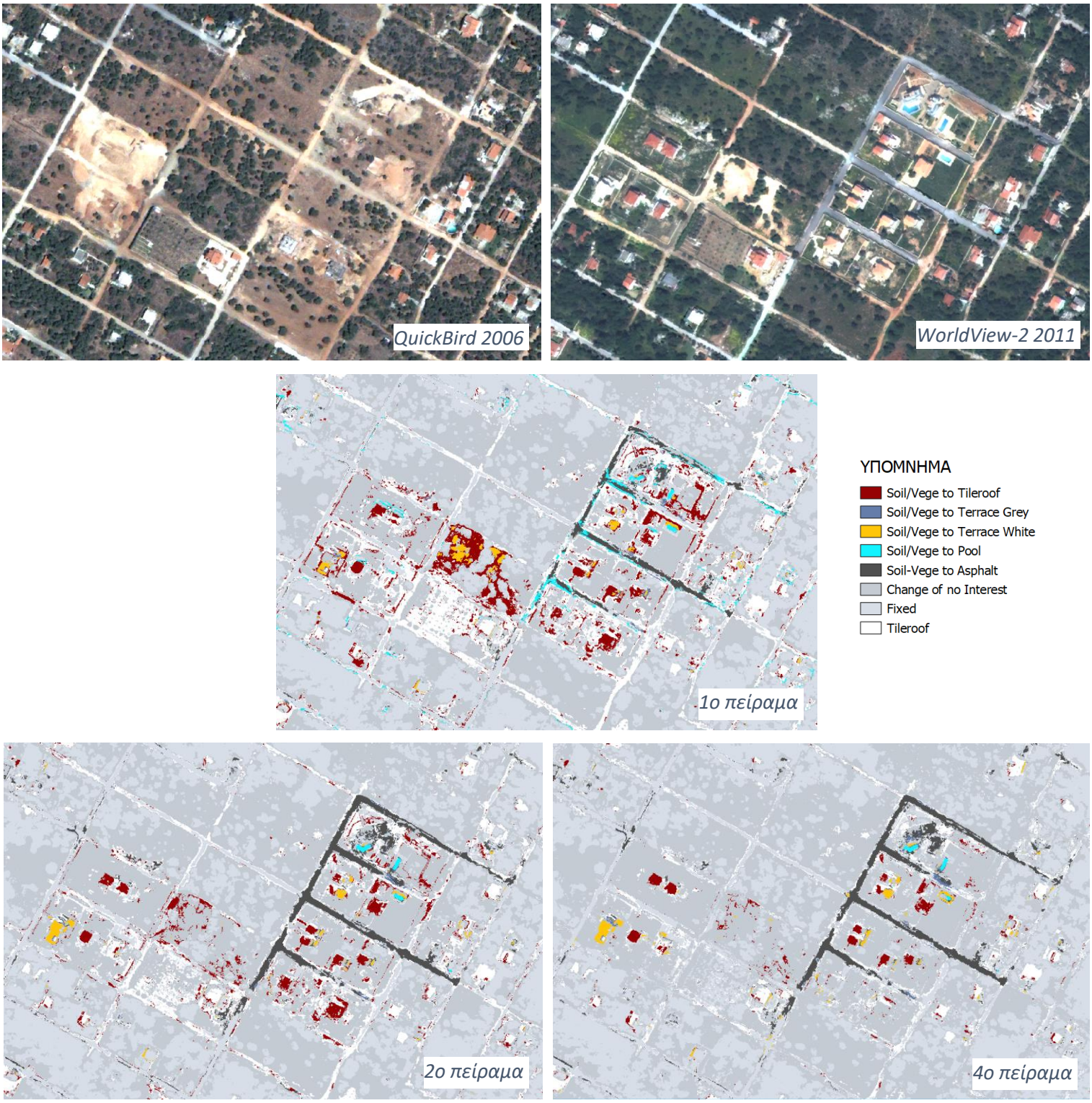
Πίνακας 4.8: Συγκριτική παρουσίαση πειραμάτων βάσει στοιχείων των πινάκων σύγχυσης

Στη συνέχεια, παρουσιάζονται οι χάρτες πρόβλεψης των πειραμάτων 1,2 και 4 (Εικόνα 4.9) προκειμένου να γίνει αντιληπτή η σταδιακή βελτίωση των αποτελεσμάτων της χαρτογράφησης με τη διαδοχική υλοποίηση των παραπάνω πειραμάτων και η μείωση του θορύβου. Επίσης, παρουσιάζονται αποσπάσματα των χαρτών πρόβλεψης των ίδιων πειραμάτων όπου φαίνεται η βελτίωση του αποτελέσματος της ταξινόμησης όσον αφορά την ορθή ανίχνευση νέων κτισμάτων, δρόμων και πισινών

και η μείωση του θορύβου που προκαλούσε η επικάλυψη κατηγοριών μεταβολής που εμπεριέχουν έδαφος σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε κεραμοσκεπές κτίσμα. (Εικόνα 4.10).



Εικόνα 4.11: Χάρτες πρόβλεψης 1ου πειράματος (πάνω αριστερά), δεύτερου πειράματος (πάνω δεξιά) και τέταρτου πειράματος (κάτω)



Εικόνα 4.12: Σταδιακή βελτίωση αποτελεσμάτων χαρτογράφησης – Ανίχνευση νέων κτισμάτων/δρόμων/πισινών

5. Ανάπτυξη Μεθοδολογίας σε Αντικειμενοστραφές Περιβάλλον Ανάλυσης Εικόνας με χρήση του αλγορίθμου ταξινόμησης Random Trees και μέσω Ανάπτυξης Κανόνων Ασαφούς Λογικής – Αποτελέσματα και Αξιολόγηση

Στο δεύτερο σκέλος της παρούσας εργασίας η αυτόματη ανίχνευση μεταβολών σε ανθρωπογενείς κατασκευές μεταξύ των δύο δορυφορικών εικόνων προσεγγίζεται μέσω της αντικειμενοστραφούς ανάλυσης εικόνας (Object Based Image Analysis) και του προγράμματος eCognition και συγκεκριμένα της έκδοσης Developer 9.0 του εν λόγω λογισμικού. Η τεχνική αυτή προσεγγίζει την ανθρώπινη σκέψη ως προς τον τρόπο που θα επιτευχθεί η ανάλυση της εικόνας. Υπερτερεί έναντι άλλων τεχνικών ανάλυσης, γιατί δε βασίζεται μόνο στα pixels της εικόνας και τις φασματικές τους τιμές, αλλά χρησιμοποιεί και αντικείμενα σαν στοιχειώδη μονάδα υπολογισμών. Τα αντικείμενα αποτελούνται από γειτονικά pixels, τα οποία έχουν ομαδοποιηθεί βάσει συγκεκριμένων κριτηρίων που ορίζει ο χρήστης και φέρουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά (φασματικά, γεωμετρικά, υφής, σχέσεις με άλλα γειτονικά αντικείμενα κτλ.), τα οποία βοηθούν στη δημιουργία κανόνων ταξινόμησης. Παρακάτω αναλύεται η μεθοδολογία που αναπτύχθηκε στα πλαίσια της παρούσας εργασίας, παρουσιάζονται οι παράμετροι της κατάτμησης, ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε για την ταξινόμηση (Random Trees), καθώς και οι κανόνες ασαφούς λογικής που δημιουργήθηκαν για τη βελτίωση του αποτελέσματος της ταξινόμησης. Τέλος, παρουσιάζονται τα αποτελέσματα που προέκυψαν βάσει της ανωτέρω μεθοδολογίας (confusion matrix και χάρτης μεταβολών που αφορούν ανθρωπογενείς κατασκευές) και πραγματοποιείται αξιολόγησή τους.

5.1 Αντικειμενοστραφής Ανάλυση εικόνας

Πρώτο βήμα και βασική προϋπόθεση για την επίτευξη της αντικειμενοστραφούς ανάλυσης είναι η κατάτμηση της εικόνας (segmentation). Κατά τη διαδικασία αυτή σχηματίζονται αντικείμενα έπειτα από συνένωση εικονοστοιχείων με κοινά χαρακτηριστικά. Τα αντικείμενα αυτά σε πρώτη φάση δεν έχουν κάποια φυσική σημασία στον πραγματικό κόσμο. Έχουν, όμως, σημασία σε επίπεδο εικόνας καθώς μειώνουν την πολυπλοκότητά της και αποκτούν και άλλου είδους πληροφορία πέρα από τη φασματική. Τα όρια των αντικειμένων που δημιουργούνται θα πρέπει να βρίσκονται εντός των ορίων των οντοτήτων της εικόνας και να μη συγχέονται με άλλες κατηγορίες χρήσεων γης.

Επόμενο βήμα είναι η ταξινόμηση των πρωτογενών αυτών αντικειμένων σε θεματικές κατηγορίες. Το αποτέλεσμα είναι ενδιάμεσα αντικείμενα τα οποία ως επί το πλείστον αντιπροσωπεύουν πραγματικά αντικείμενα. Η ταξινόμηση γίνεται βάσει φασματικών και γεωμετρικών χαρακτηριστικών, χαρακτηριστικών υφής και προτύπου, θέσης του αντικειμένου στο χώρο και συσχέτισής του με άλλα αντικείμενα, γειτονικές κατηγορίες κλπ.

Τέλος, γίνεται η μεταταξινόμηση των ενδιάμεσων αντικειμένων είτε με συγχώνευση ταξινομήσεων είτε με διόρθωση των ορίων των ενδιάμεσων αντικειμένων, αξιοποιώντας χωρικά χαρακτηριστικά από τα

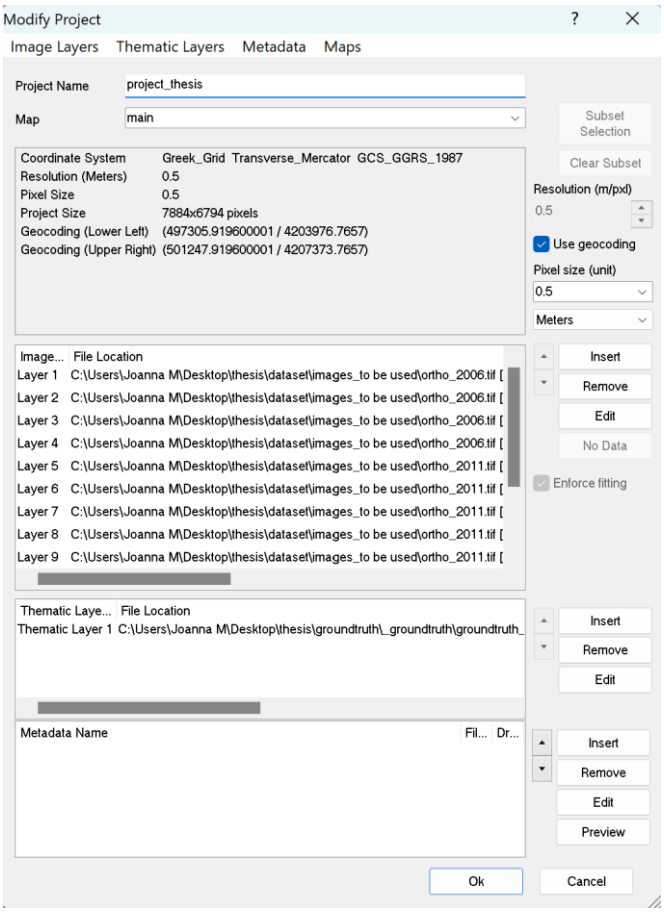
διαφορετικά επίπεδα κατάτμησης/ταξινόμησης του προηγούμενου βήματος. Τα αντικείμενα που προκύπτουν προσεγγίζουν κατά το βέλτιστο τρόπο πραγματικά αντικείμενα ή θεματικές κατηγορίες.

Για την βελτίωση του αποτελέσματος της ταξινόμησης μπορούν να χρησιμοποιηθούν κανόνες και συναρτήσεις ασαφούς λογικής (fuzzy membership functions) που περιγράφουν τις αποστάσεις των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων για τις οποίες τα αντικείμενα ανήκουν σε μια κατηγορία ή όχι. Η ασαφής λογική προέκυψε από την μετατροπή απόλυτου ''ναι ή όχι'', σε ένα διάστημα τιμών συμμετοχής της μορφής [0,1]. Το 0 αντιστοιχεί στο απόλυτο όχι και το 1 στο ναι. Αυτό δίνει τη δυνατότητα εκμετάλλευσης και των ενδιάμεσων τιμών. Στο eCognition οι συναρτήσεις συμμετοχής ρυθμίζονται επιλέγοντας τη μορφή της συνάρτησης που είναι κατάλληλη για τον κάθε κανόνα και έπειτα ορίζονται κάποια όρια που θα λαμβάνει που είναι και το διάστημα ασάφειας (π.χ. 0.4 - 0.6). Σε κάθε συνάρτηση ο άξονας των Χ δίνει το εύρος τιμών ενός χαρακτηριστικού γνωρίσματος που περιγράφει μια κατηγορία και στην οποία πρέπει να ανήκει το κάθε αντικείμενο για να ταξινομηθεί σε αυτή, ενώ ο άξονας των Υ δείχνει το βαθμό συμμετοχής του κάθε αντικειμένου στο χαρακτηριστικό που περιγράφεται με εύρος τιμών [0-1]. Με διάστημα ασάφειας 0.4-0.6 ένα αντικείμενο που έχει τιμή για το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό από 0.6 και πάνω θα ταξινομηθεί σίγουρα στην κατηγορία που περιγράφεται, ενώ από 0.4 και κάτω δε θα ταξινομηθεί. Για τις ενδιάμεσες τιμές ο αλγόριθμος θα υπολογίσει την πιθανότητα να ανήκει το αντικείμενο στη συγκεκριμένη κατηγορία και θα πράξει αναλόγως για το αν θα την αναθέσει στην κατηγορία αυτή ή όχι. Το eCognition διαθέτει πολλά έτοιμα χαρακτηριστικά που αφορούν τις φασματικές υπογραφές των αντικειμένων, τα γεωμετρικά τους χαρακτηριστικά, τις σχέσεις τους με γείτονες κτλ. Δίνει, όμως, και τη δυνατότητα στο χρήστη να φτιάξει επιπλέον χαρακτηριστικά (λόγους, δείκτες κτλ.), τα οποία μπορεί να αναδείξουν καλύτερα μία κατηγορία χρήσης γης. Όλα τα παραπάνω χαρακτηριστικά μπορούν να χρησιμοποιηθούν ως κανόνες στο eCognition.

Είναι σημαντικό να αναφερθεί σε αυτό το σημείο ότι στο eCognition δύναται να συνδυαστούν διαφορετικά επίπεδα κατάτμησης και ταξινόμησης, δηλαδή ένα επίπεδο μπορεί να ταξινομηθεί λαμβάνοντας υπόψιν την ταξινόμηση ενός ανώτερου ή κατώτερου ιεραρχικά επιπέδου.

5.2 Κατάτμηση Εικόνας

Αρχικά έγινε εισαγωγή και των δύο εικόνων στο πρόγραμμα eCognition. Εισήχθησαν, δηλαδή, 12 κανάλια συνολικά εκ των οποίων τα 4 πρώτα αφορούν την εικόνα QuickBird και τα υπόλοιπα 8 αφορούν την εικόνα WorldView-2. Προκειμένου να μην "χαλάσουν" τα περιγράμματα των δειγμάτων (samples) που θα χρησιμοποιηθούν στην επόμενη φάση της ταξινόμησης, έγινε εισαγωγή του GroundTruth, το οποίο δημιουργήθηκε για τη διεξαγωγή του 4ου πειράματος που περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο, ως Thematic Layer. Το layer αυτό θα ληφθεί υπόψιν στην κατάτμηση και θα συμβάλλει στο να διατηρηθούν τα samples ως έχουν (Εικόνα 5.1).



Εικόνα 5.1: Εισαγωγή καναλιών των εικόνων QuickBird και WorldView-2 και του GroundTruth του 4ου πειράματος στο eCognition

Η μέθοδος που χρησιμοποιείται στο eCognition για τη δημιουργία αντικειμένων είναι η κατάτμηση πολλαπλών επιπέδων (multiresolution segmentation), η οποία αποτελεί μια κυκλική διαδικασία δοκιμής διαφόρων παραμέτρων και άμεσης αξιολόγησης των αποτελεσμάτων από το χρήστη και απαιτεί πολλούς πειραματισμούς μέχρι να επιτευχθεί το βέλτιστο δυνατό αποτέλεσμα. Εφαρμόζονται εναλλάξ κατατμήσεις και ταξινομήσεις έτσι ώστε να βρεθεί το βέλτιστο αποτέλεσμα συνδυασμού των παραμέτρων των δύο διαδικασιών (Μιχαηλίδου, 2011). Οι παράμετροι με τις οποίες γίνεται πειραματισμός είναι οι εξής:

- Scale: ρυθμίζει το επιθυμητό μέγεθος των παραγόμενων αντικειμένων
- Color homogeneity: ρυθμίζει τη βαρύτητα που θέλουμε να δώσουμε στα φασματικά χαρακτηριστικά των pixels τα οποία απαρτίζουν ένα αντικείμενο
- Shape homogeneity: ρυθμίζει τη βαρύτητα που θέλουμε να δώσουμε στα γεωμετρικά χαρακτηριστικά του αντικειμένου. Στην περίπτωση που δίνεται έμφαση στο σχήμα (shape) δίνουμε τη βαρύτητα που θέλουμε στους παράγοντες:
  - Shape smoothness: αν θέλουμε πιο ομαλά όρια μεταξύ των αντικειμένων ή
  - Shape compactness: αν θέλουμε να δώσουμε έμφαση στο πόσο συμπαγή είναι τα σχήματα των αντικειμένων (δηλαδή κατά πόσο είναι μικρά και εγγράψιμα σε κύκλο).

Σημειώνεται ότι το άθροισμα του color-shape, καθώς και του smoothness-compactness ανά ζεύγη ισούται με 1. Στη συγκεκριμένη έκδοση του eCognition μπορούν να τεθούν τιμές μόνο στις παραμέτρους shape και compactness, οπότε γνωρίζουμε ότι η τιμή που υπολείπεται μέχρι την τιμή 1 θα δοθεί στο color και το smoothness αντίστοιχα. Εκτός από τις ανωτέρω παραμέτρους, ο χρήστης δύναται να εισάγει βάρη στα κανάλια κάθε εικόνας ανάλογα με τον επιθυμητό βαθμό συμμετοχής που θέλει να έχουν στην κατάτμηση.

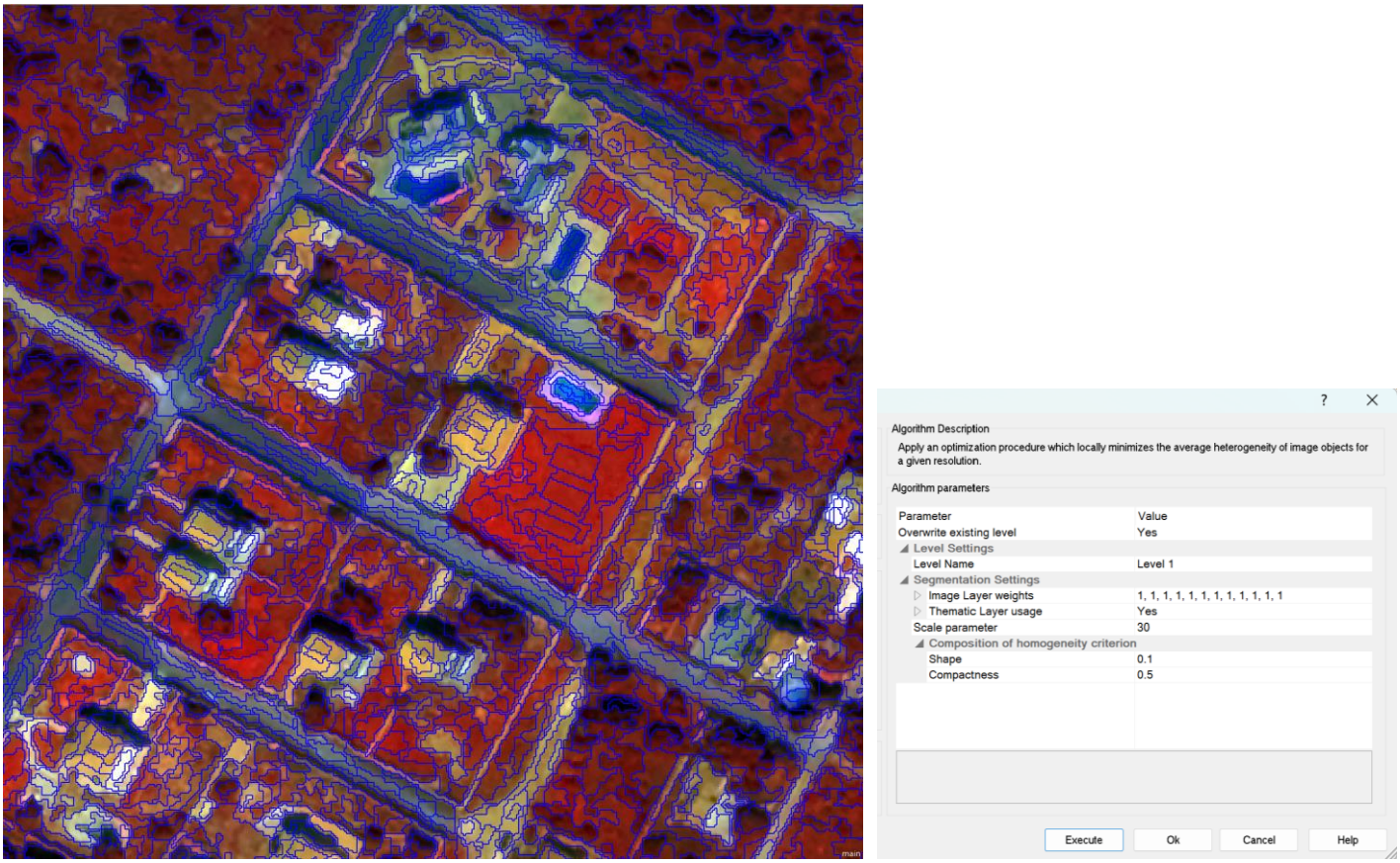
Στην παρούσα εργασία, στόχος του πρώτου επιπέδου κατάτμησης αποτέλεσε η επίτευξη του καλύτερου δυνατού σχήματος των αντικειμένων ενδιαφέροντος, δηλαδή των σπιτιών, των πισίνων και των δρόμων και η κατά το δυνατόν μείωση των αντικειμένων στο εσωτερικό ομοιογενών περιοχών. Στο επίπεδο αυτό, το οποίο αναγκαστικά γίνεται σε επίπεδο pixel, πρέπει να δοθεί ιδιαίτερη προσοχή έτσι ώστε τα όρια των αντικειμένων που δημιουργούνται να περιορίζονται στα όρια των οντοτήτων που αντιπροσωπεύουν και να μη συγχέονται με άλλες κατηγορίες χρήσης γης. Κατ' επέκταση τα αντικείμενα ενδιαφέροντος μπορεί να μην παρουσιάζονται ως ένα αντικείμενο, αλλά να απαρτίζονται από μικρότερα αντικείμενα αρκεί να μην συγχέονται οι διαφορετικές κατηγορίες κάλυψης πάνω στην εικόνα. Γίνεται βέβαια η προσπάθεια για τη δημιουργία όσο το δυνατόν μεγαλύτερων αντικειμένων.

Προκειμένου να επιτευχθεί το καλύτερο δυνατό αποτέλεσμα, πραγματοποιήθηκαν αλλεπάλληλοι πειραματισμοί κατατμήσεων πολλαπλών επιπέδων και εν συνεχεία ταξινομήσεων ώστε να βρεθεί το τελικό επίπεδο των αντικειμένων που θα αποτελέσει και τη βάση της τελικής ταξινόμησης. Οι παράμετροι κλίμακας που δοκιμάστηκαν κυμαίνονταν μεταξύ των τιμών 20 και 40. Η τιμή 20 δημιουργούσε θόρυβο στο αποτέλεσμα της κατάτμησης λόγω του ότι σχηματίζονταν πολλά περιττά αντικείμενα στο εσωτερικό ομοιογενών περιοχών, ενώ η τιμή 40 προκαλούσε τη συνένωση κάποιων μη ομογενών αντικειμένων. Καθώς οι δορυφορικές εικόνες που χρησιμοποιούνται για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας παρουσιάζουν πολύ υψηλή ανάλυση και γίνονται διακριτές πολλές λεπτομέρειες των εικόνων οι οποίες χρήζουν αναπαράστασης, θα πρέπει και η κλίμακα να είναι σχετικά μικρή ώστε να μην παραλειφθούν τέτοιες λεπτομέρειες. Βάσει των ανωτέρω, το καλύτερο αποτέλεσμα έδωσε η κλίμακα με τιμή 30.

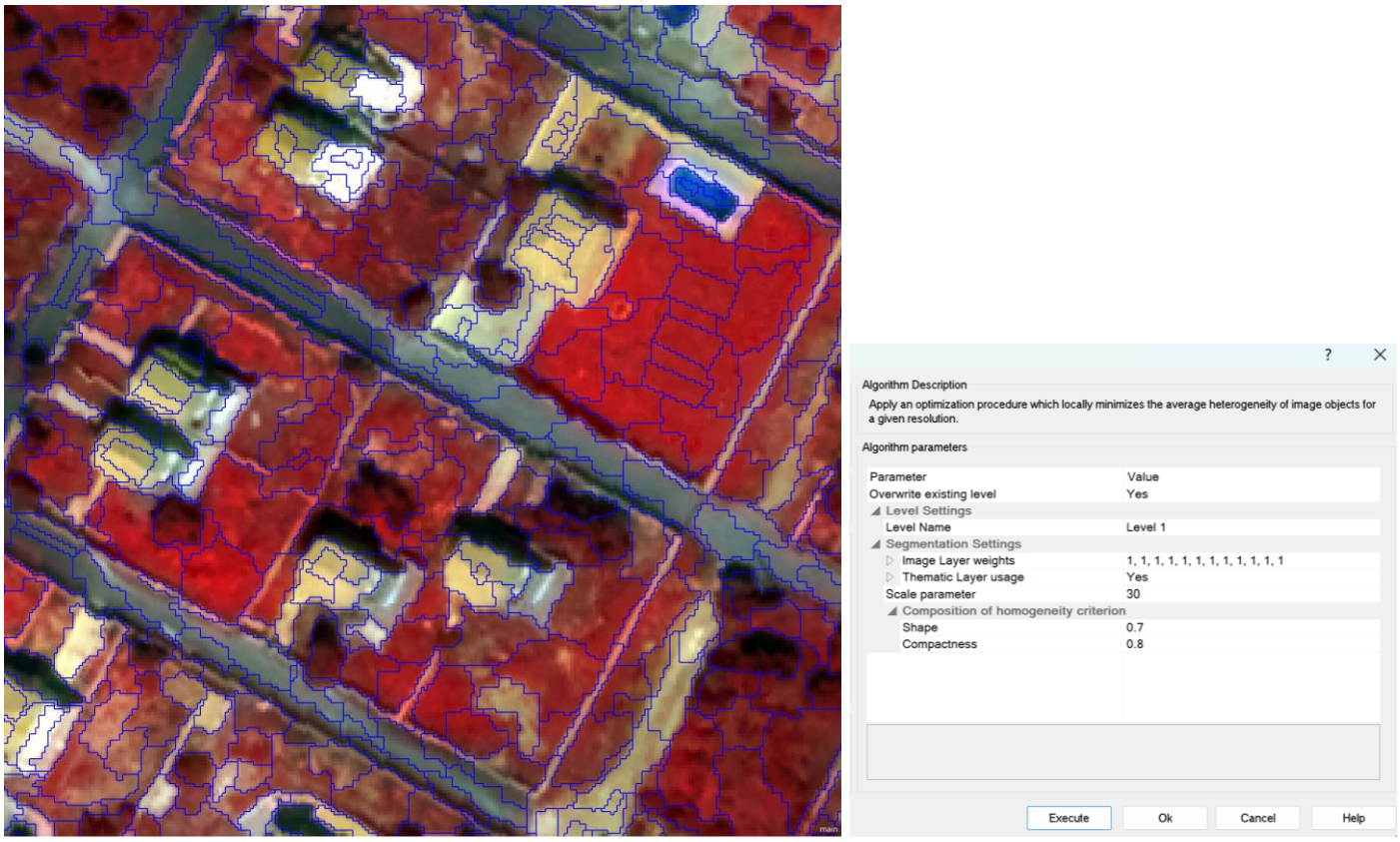
Όσον αφορά τις παραμέτρους shape και compactness έπειτα από αρκετές πειραματικές κατατμήσεις και ταξινομήσεις, διαπιστώθηκε ότι το καλύτερο αποτέλεσμα προκύπτει για τιμές 0.1 και 0.5 αντίστοιχα (Εικόνα 4.2). Δηλαδή δόθηκε περισσότερη σημασία στο φασματικό κριτήριο (τιμή 0.9) παρά στο κριτήριο σχήματος (τιμή 0.1), ενώ όσον αφορά τα κριτήρια συμπαγούς του σχήματος και λείου της οριογραμμής δόθηκε η ίδια βαρύτητα (0.5 και στις δύο παραμέτρους). Τιμές στο shape 0.2 και 0.3 έδιναν παρόμοια αποτελέσματα οπτικά, με την τιμή 0.1 όμως να υπερτερεί καθώς έδινε καλύτερες ακρίβειες στον πίνακα σύγχυσης έπειτα από τις αντίστοιχες πειραματικές ταξινομήσεις. Με τη λογική ότι τα κτίσματα αποτελούν συμπαγή αντικείμενα έγιναν αρκετοί πειραματισμοί δίνοντας μεγαλύτερες τιμές στο shape και στο compactness χωρίς όμως τα αποτελέσματα να είναι το ίδιο ικανοποιητικά. Για παράδειγμα, για τιμές 0.7 στο shape και 0.8 στο compactness, ενώ η κατάτμηση έδωσε περισσότερο αντιπροσωπευτικά σχήματα όσον αφορά τα κτίρια καθώς και λιγότερα αντικείμενα στο εσωτερικό ομοιογενών περιοχών,

σε πολλές περιπτώσεις παρατηρήθηκε συγχώνευση κτισμάτων με αυλές, δρόμους ή και ανοιχτόχρωμο/σκουρόχρωμο έδαφος, αλλά και συγχώνευση δρόμων με άλλες κατηγορίες χρήσεων γης (Εικόνα 5.3).

Επισημαίνεται ότι σε όλες τις περιπτώσεις δοκιμών κατατμήσεων δόθηκε το ίδιο βάρος (ίσο με την τιμή 1) σε όλα τα κανάλια και των δύο εικόνων.



Εικόνα 5.2: Αποτέλεσμα κατάτμησης με scale:30, shape:0.1 και compactness:0.5



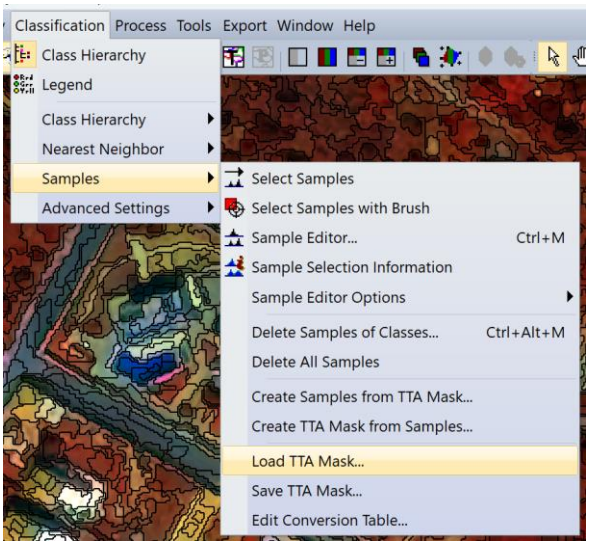
Εικόνα 5.3: Αποτέλεσμα κατάτμησης με scale:30, shape:0.7 και compactness:0.8

5.3 Δημιουργία samples και Class Hierarchy

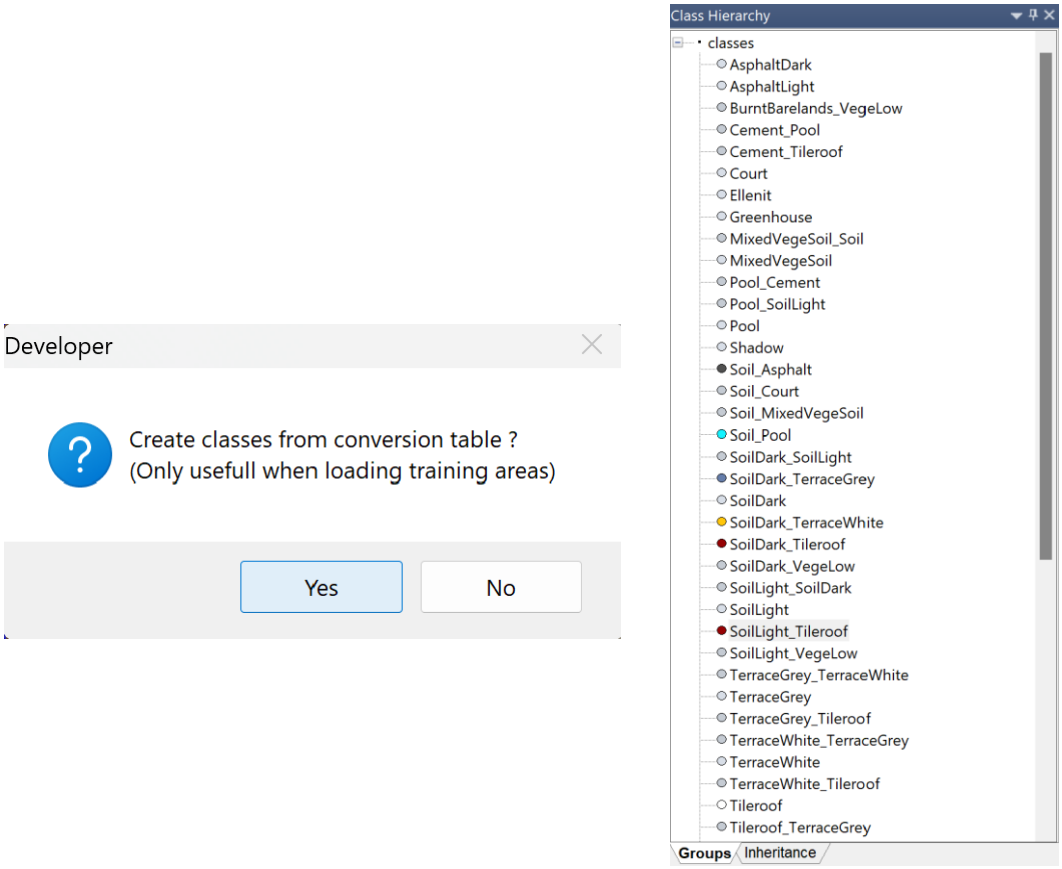
Επόμενο βήμα είναι η δημιουργία των samples βάσει των οποίων θα πραγματοποιηθεί η ταξινόμηση στο επόμενο στάδιο. Προκειμένου να γίνει αργότερα η σύγκριση των δύο μεθόδων που υλοποιούνται στην παρούσα εργασία, θα πρέπει οι ταξινομήσεις τους να έχουν την ίδια βάση και επομένως να χρησιμοποιούν τα ίδια δεδομένα αναφοράς. Για το σκοπό αυτό εισήχθησαν στο eCognition ως samples τα δεδομένα του GroundTruth του 4^{ου} πειράματος που περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο με Random Forest.

Συγκεκριμένα, έγινε εισαγωγή της tif εικόνας των δεδομένων εκπαίδευσης (train) του τέταρτου πειράματος ως TTA Mask (Εικόνα 5.4). Παράλληλα έγινε η εισαγωγή ενός αρχείου csv με τους κωδικούς αρίθμησης και τα ονόματα των 55 κλάσεων. Βάσει αυτού του αρχείου δίνεται και η δυνατότητα δημιουργίας όλων των κλάσεων αυτόματα στο Class Hierarchy (Εικόνα 5.5). “Η ιεραρχία τάξεων (Class Hierarchy) περιέχει όλες τις κατηγορίες προς ταξινόμηση σε μια ιεραρχικά δομημένη μορφή. Οι σχέσεις που ορίζονται σε αυτήν έχουν διπλή σημασία, η μία αφορά την κληροδοσία χαρακτηριστικών από τη μητρική κατηγορία στις θυγατρικές και η άλλη τις εννοιολογικές ομάδες στις οποίες ανήκει η κάθε κατηγορία. Οι σχέσεις αυτές περιγράφονται στα πεδία Κληρονομιά (Inheritance) και Ομάδες (Groups) αντίστοιχα” (Καρακίζη, 2015).

Τέλος, μέσω της εντολής Create samples from TTA Mask δημιουργήθηκαν τα δείγματα, τέθηκε ένα επίπεδο ανοχής 0.75 και πλέον η εικόνα είναι έτοιμη προς ταξινόμηση.



Εικόνα 5.4: Εντολές για την εισαγωγή των δεδομένων εκπαίδευσης ως TTA Mask



Εικόνα 5.5: Δημιουργία Class Hierarchy κατά την εισαγωγή του GroundTruth ως TTA Mask

5.4 Χαρακτηριστικά αντικειμένων (Features)

Μετά την παραγωγή των αρχικών πρωτογενών αντικειμένων, όπως προκύπτουν από την κατάτμηση, το eCognition προσφέρει ένα σύνολο εργαλείων για την αξιοποίηση των διαφόρων χαρακτηριστικών αυτών των αντικειμένων, όπως είναι για παράδειγμα η φωτεινότητα, οι μέσες τιμές των καναλιών, η υφή, το μέγεθος, η γειτνίαση με άλλα αντικείμενα κ.ά. Για την παραμετροποίηση των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων, αξιοποιείται το εργαλείο Feature View. Αυτό το εργαλείο επιτρέπει στις ιδιότητες των αντικειμένων της εικόνας να απεικονίζονται με έναν γραφικό τρόπο και επομένως παρέχει μια οπτική ερμηνεία στην ιδιαιτερότητα ενός χαρακτηριστικού πρωτογενούς αντικειμένου σε όλα τα αντικείμενα της εικόνας. Οποιοδήποτε χαρακτηριστικό γνώρισμα που είναι διαθέσιμο για την ταξινόμηση στο eCognition, μπορεί να απεικονιστεί με το Feature View. Το Feature View είναι ένα ισχυρό εργαλείο εύρεσης διαφορών στα χαρακτηριστικά γνωρίσματα των αντικειμένων της εικόνας (Καρακίζη, 2015).

Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας γίνεται διερεύνηση και πειραματισμός με τα features των αντικειμένων τα οποία παρέχονται στο Feature View του eCognition. Ανάλογα με το feature που επιλέγεται κάθε φορά το κάθε αντικείμενο παρουσιάζεται με διαφορετικούς τόνους του γκρι ανάλογα με τη συμμετοχή που έχει στο συγκεκριμένο feature. Αυτό καθιστά πολύ ευκολότερο τον διαχωρισμό των κλάσεων. Σκοπός είναι να εντοπιστούν χαρακτηριστικά τα οποία θα μπορούσαν να φανούν χρήσιμα για τις κλάσεις που έχουν δημιουργηθεί και να αξιοποιηθούν σε συνδυασμό με τη χρήση λογικών κανόνων ώστε να δώσει η ταξινόμηση καλύτερα αποτελέσματα.

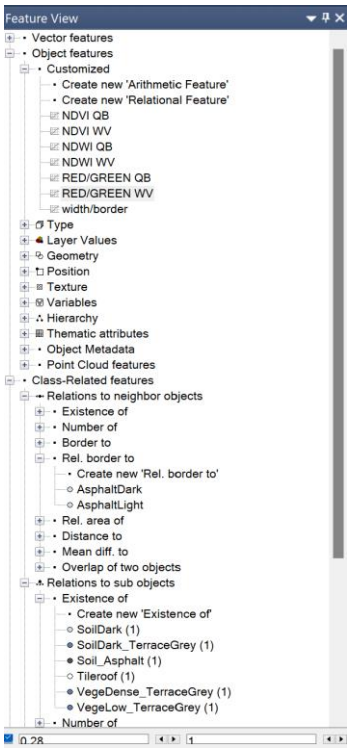
Παρακάτω παρουσιάζονται συνοπτικά τα χαρακτηριστικά (features) που αξιοποιήθηκαν στα πλαίσια της παρούσας εργασίας. Να σημειωθεί ότι το πρώτο feature το διαθέτει ήδη το eCognition, ενώ τα υπόλοιπα τρία δημιουργήθηκαν από το χρήστη μέσω της εντολής Create new Arithmetic Feature:

- **Length/Width**: Ο λόγος αυτός αναδεικνύει τα μακρόστενα αντικείμενα και επομένως είναι πολύ χρήσιμος για την ανάδειξη δρόμων. Όσο μεγαλύτερος είναι ο λόγος ενός αντικειμένου τόσο πιο μακρόστενο είναι.
- **NDVI**: Πρόκειται για ένα δείκτη ιδιαίτερα χρήσιμο για την ανίχνευση βλάστησης ($NDVI$). Όπως προαναφέρθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο υπολογίζεται από τη σχέση:
$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$
- **NDWI**: Χρησιμοποιείται για τη σωστή ταξινόμηση των υδάτινων επιφανειών. Όπως προαναφέρθηκε και σε προηγούμενο κεφάλαιο υπολογίζεται από τη σχέση:
$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR}$$
- **Red/Green**: Ο λόγος αυτός αποδεικνύεται ιδιαίτερα χρήσιμος για την ανίχνευση κεραμοσκεπών κτισμάτων. Λόγω παρόμοιων φασματικών υπογραφών των κεραμοσκεπών κτισμάτων με γυμνό χώμα μπορεί να υπάρξει μία σύγχυση των κατηγοριών.

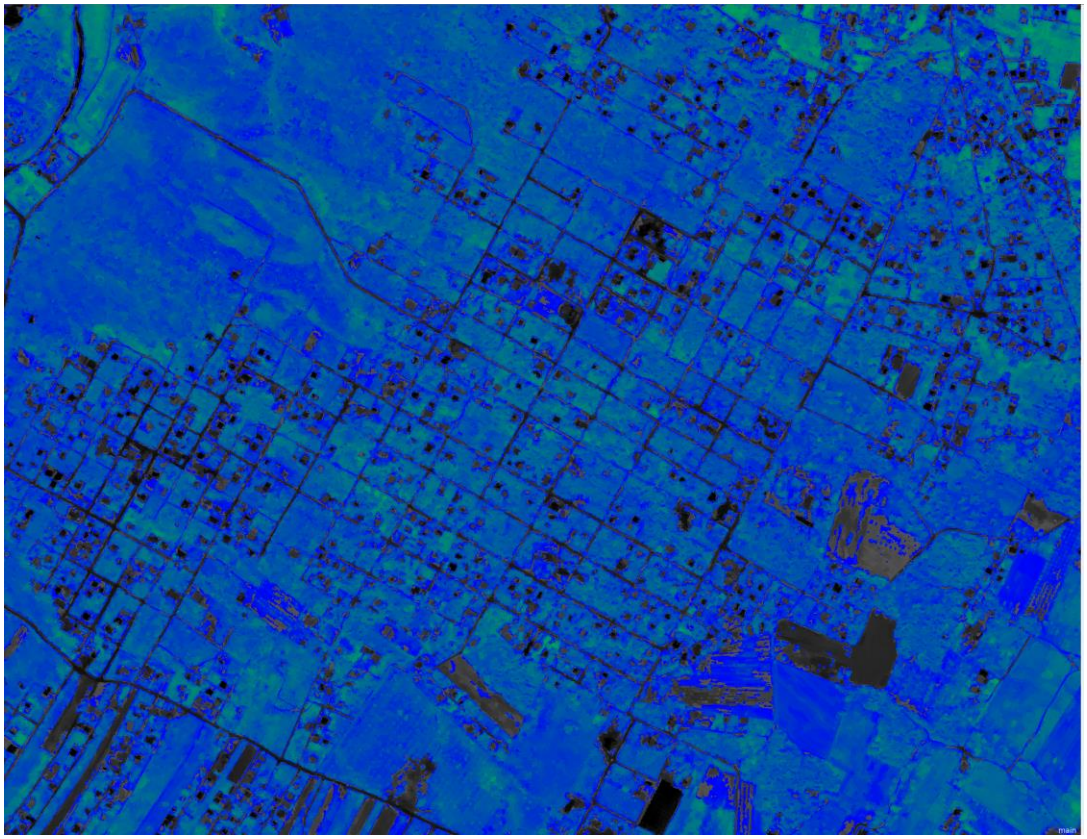
Επιπλέον αξιοποιήθηκαν από τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά το feature **Area** και από τα χαρακτηριστικά συσχέτισης κλάσεων (Class Related Features) τα χαρακτηριστικά **Relative Border to** και **Existence of sub objects** για διάφορες κατηγορίες μεταβολών και μη μεταβολών χρήσεων γης που δημιουργήθηκαν στο Class Hierarchy. Όσο αφορά το τελευταίο χαρακτηριστικό, βασίζεται στη λογική ότι κάποιες κατηγορίες ταξινομούνται καλύτερα σε ένα κατώτερο ιεραρχικά επίπεδο και άλλες σε ένα ανώτερο, ενώ τα δύο αυτά επίπεδα κατάτμησης ή ταξινόμησης δύναται να συνδυαστούν. Οι κατηγορίες που παρουσιάζουν ενδιαφέρον στο κατώτερο αυτό επίπεδο δύναται να «προβληθούν» στο ανώτερο και με αυτόν τον τρόπο να διατηρηθούν οι «καλύτερες» κατηγορίες από κάθε επίπεδο, όσον αφορά στα αποτελέσματά τους. Τα αντικείμενα που χρησιμοποιούνται σε αυτές τις περιπτώσεις ονομάζονται sub-objects και super-objects (Παναγιωτίδης, 2013).

Έγιναν πειραματισμοί και με διάφορα άλλα features χωρίς όμως να αποδεικνύονται ιδιαίτερα χρήσιμα στα πλαίσια της παρούσας εργασίας και επομένως δεν αξιοποιήθηκαν. Ενδεικτικά αναφέρονται τα παρακάτω:

- **Mean difference to scene**: Είναι η διαφορά της μέσης τιμής ενός αντικειμένου της εικόνας με τη μέση τιμή του συνόλου της εικόνας. Η χρήση του χαρακτηριστικού αυτού στο μπλε κανάλι αναδεικνύει αντικείμενα του αστικού χώρου (πλακοσκεπή σπίτια, δρόμους κλπ.)
- **Asymmetry**: Ιδιαίτερα χρήσιμο για την ανίχνευση δρόμων σε επίπεδο κατάτμησης με μεγαλύτερα αντικείμενα.



Εικόνα 5.6: Feature View και χαρακτηριστικά γνωρίσματα που διαθέτει



Εικόνα 5.7: Στιγμιότυπο από την οπτικοποίηση του feature που δημιουργήθηκε «δείκτης NDVI» για την εικόνα WorldView-2 για τιμές από 0.28 έως 1, με τη βοήθεια του εργαλείου Feature View στο eCognition.

5.5 Ταξινόμηση εικόνας

Στο στάδιο της ταξινόμησης τα αντικείμενα που δημιουργήθηκαν κατά τη διαδικασία της κατάτμησης πρόκειται να ανατεθούν στις 55 κατηγορίες μεταβολών και μη μεταβολών χρήσεων γης προκειμένου η εικόνα να αποκτήσει μια εννοιολογική διάσταση. Η ταξινόμηση της εικόνας σε κατηγορίες είναι πολύ σημαντική καθώς πάνω σε αυτήν θα στηριχθεί όλη η διαδικασία της ανίχνευσης μεταβολών. Η ακρίβεια της ταξινόμησης θα επηρεάσει και την τελική ακρίβεια των αποτελεσμάτων οπότε θα πρέπει να δοθεί ιδιαίτερη σημασία στην επιλογή των παραμέτρων της, των κατηγοριών, τον τρόπο με τον οποίο θα δομηθεί το Process Tree και φυσικά στους κανόνες ασαφούς λογικής που θα δημιουργηθούν για τη βελτίωση του αποτελέσματος.

Το eCognition διαθέτει διάφορους αλγόριθμους ταξινόμησης. Οι πιο απλοί αλγόριθμοι είναι η ανάθεση κατηγορίας (assign class), ο αλγόριθμος της ταξινόμησης (classification) και ο αλγόριθμος της ιεραρχικής ταξινόμησης (hierarchical classification). Εκτός από την ταξινόμηση με βάση τους κανόνες παρέχεται η δυνατότητα για χρήση του εγγύτερου γείτονα (Nearest Neighbor) που συντελεί στη δημιουργία πολυδιάστατων συμμετοχών συνάρτησης με την εισαγωγή δειγμάτων στην ταξινόμηση. Επιπλέον, δίνεται η δυνατότητα για χρήση πιο προχωρημένων μεθόδων ταξινόμησης και συγκεκριμένα μέσω της

επιλογής classifier algorithm παρέχονται διάφοροι στατιστικοί αλγόριθμοι ταξινόμησης, όπως Bayes, KNN (K Nearest Neighbor), SVM (Support Vector Machine), Decision Tree και Random Trees. Για τις ανάγκες της παρούσας εργασίας και προκειμένου η μέθοδος που υλοποιείται με eCognition να έχει την ίδια βάση και να μπορεί να συγκριθεί με την προηγούμενη μέθοδο όπου έγινε χρήση του ταξινομητή Random Forest σε γλώσσα προγραμματισμού Python, επιλέχτηκε η ταξινόμηση του πρώτου επιπέδου κατάτμησης να γίνει βάσει του αλγορίθμου Random Trees.

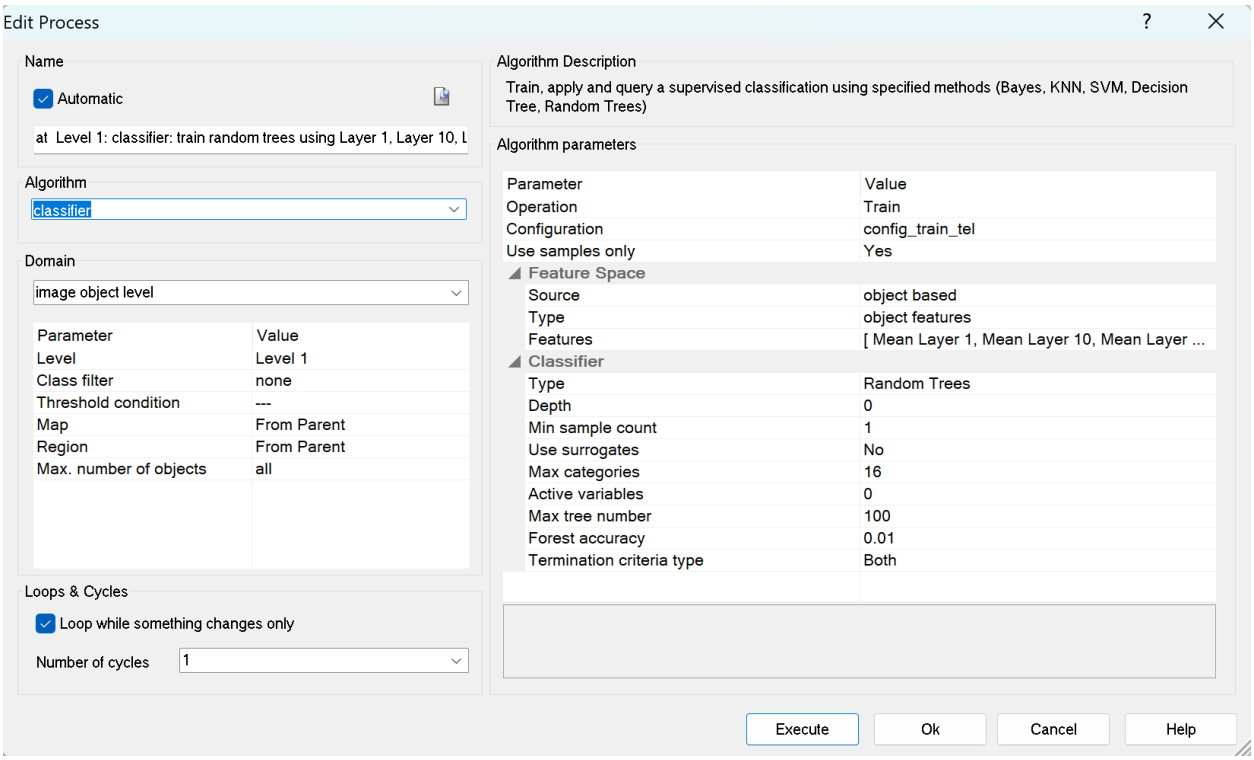
Ο ταξινομητής τυχαίων δέντρων (**Random Trees**) αποτελεί περισσότερο ένα πλαίσιο παρά ένα συγκεκριμένο μοντέλο ταξινόμησης. Χρησιμοποιεί ως είσοδο ένα διάνυσμα που αποτελείται από χαρακτηριστικά και το ταξινομεί με τη βοήθεια κάθε δέντρου που υφίσταται στο δάσος. Καταλήγει στον τερματικό κόμβο αφού του καταχωρηθεί μια ετικέτα κλάσης του δείγματος εκπαίδευσης. Αυτό σημαίνει ότι έχει καταχωρηθεί η ετικέτα που συγκέντρωσε την πλειοψηφία «ψήφων». Η επανάληψη της προαναφερόμενης διαδικασίας σε όλα τα δέντρα έχει ως αποτέλεσμα την τυχαία πρόβλεψη του δάσους. Όλα τα δέντρα εκπαιδεύονται με τα ίδια χαρακτηριστικά αλλά σε διαφορετικά σετ εκπαίδευσης, τα οποία παράγονται από το αρχικό σετ εκπαίδευσης. Αυτό γίνεται με βάση τη διαδικασία bootstrap: για κάθε σετ εκπαίδευσης επιλέγεται ο ίδιος αριθμός διανυσμάτων όπως στο αρχικό σύνολο (N). Τα διανύσματα επιλέγονται μέσω της διαδικασίας της αντικατάστασης που σημαίνει ότι ορισμένα διανύσματα θα εμφανίζονται περισσότερες από μία φορές και μερικά θα απουσιάζουν. Σε κάθε κόμβο δεν χρησιμοποιούνται όλες οι μεταβλητές για την εύρεση του καλύτερου διαχωρισμού αλλά ένα τυχαία επιλεγμένο υποσύνολο αυτών. Για κάθε κόμβο δημιουργείται ένα νέο υποσύνολο, όπου το μέγεθός του παραμένει σταθερό για όλους τους κόμβους και όλα τα δέντρα εξίσου. Είναι μια παράμετρος εκπαίδευσης, που έχει ως ορίσματα p (number) και f (features). Κανένα από τα δέντρα που έχει κατασκευαστεί, δεν κλαδεύεται. Στα τυχαία δέντρα το σφάλμα εκτιμάται εσωτερικά κατά τη διάρκεια της εκπαίδευσης. Όταν το σετ εκπαίδευσης για το τρέχον δέντρο σχεδιάζεται μέσω δειγματοληψίας με αντικατάσταση, ορισμένα διανύσματα παραμένουν εκτός. Αυτά τα δεδομένα ονομάζονται δεδομένα εκτός αποσκευών - εν συντομία «oob» δεδομένα. Το μέγεθος δεδομένων oob είναι περίπου N/3. Το σφάλμα ταξινόμησης εκτιμάται με βάση αυτά τα δεδομένα (eCognition Developer 9.0 User Guide, 2014).

5.5.1 Πρώτο πείραμα ταξινόμησης 1ου επιπέδου – χρήση classifier Random Trees

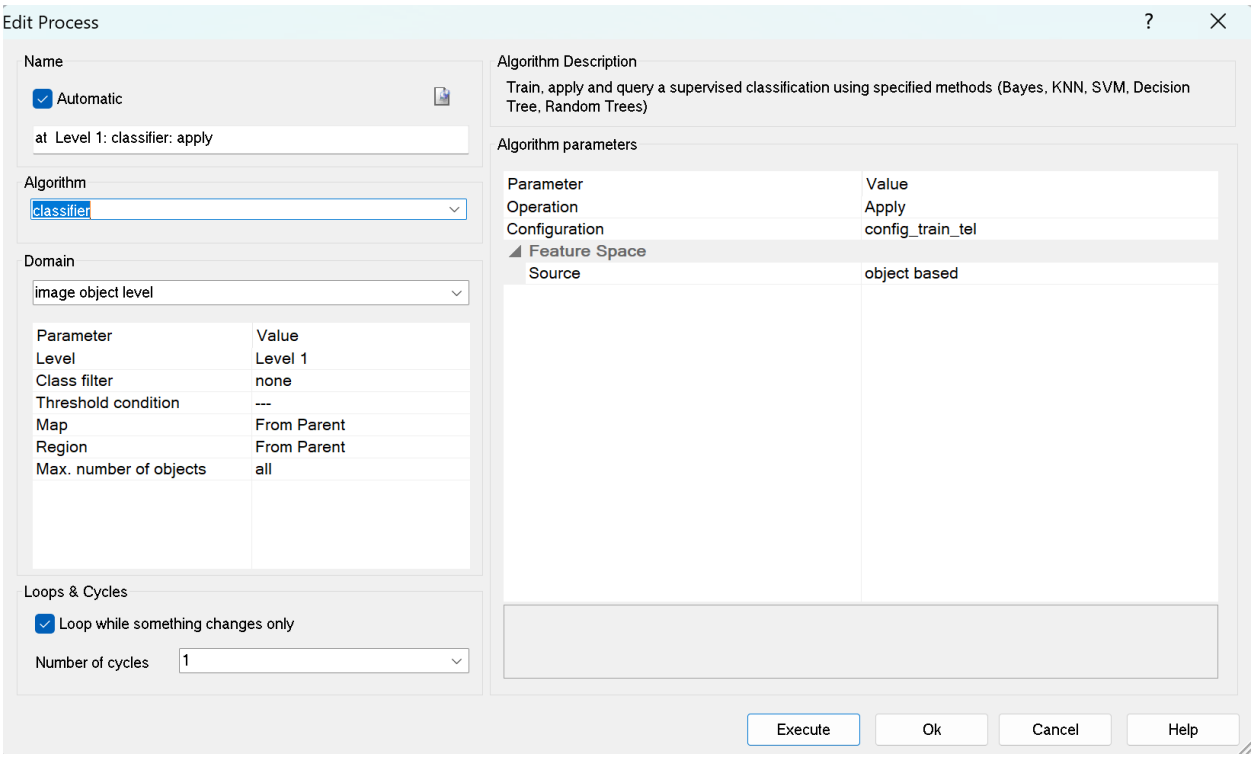
Σε πρώτη φάση πραγματοποιήθηκε ταξινόμηση της εικόνας με χρήση του classifier Random Trees. Για την επίτευξη της ταξινόμησης απαιτείται η δημιουργία δύο processes στο Process Tree. Η μία διαδικασία αφορά την εκπαίδευση (train) του ταξινομητή (Εικόνα 5.8) και η άλλη πραγματοποιεί την ταξινόμηση της εικόνας (Εικόνα 5.9).

Στο παράθυρο του process που αφορά την εκπαίδευση του αλγορίθμου επιλέγεται η ταξινόμηση να γίνει στο 1ο επίπεδο κατάτμησης που δημιουργήθηκε προηγουμένως και να πραγματοποιηθεί σε επίπεδο αντικειμένων (image object level). Επίσης, επιλέγεται η εκπαίδευση του ταξινομητή να γίνει αποκλειστικά βάσει των samples που δημιουργήθηκαν για τις ανάγκες της ταξινόμησης. Υπενθυμίζεται ότι τα δείγματα αυτά είναι τα ίδια με εκείνα που δημιουργήθηκαν για την εκπαίδευση του Random Forest

του τέταρτου πειράματος που περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο. Στο πρώτο πείραμα τα features που επιλέγονται να συμμετέχουν στην ταξινόμηση αφορούν μόνο τις μέσες τιμές των καναλιών και των δύο εικόνων (12 κανάλια συνολικά). Όσον αφορά την παραμετροποίηση του classifier έγιναν διάφοροι πειραματισμοί με διάφορες τιμές. Το καλύτερο αποτέλεσμα ταξινόμησης έδωσαν οι τιμές των παραμέτρων που παρουσιάζονται στην εικόνα 5.8. Ενδεικτικά αναφέρεται ότι οι default τιμές της παραμέτρου Min sample count ήταν 0 και της παραμέτρου Max tree number ήταν 50.



Εικόνα 5.8: Δημιουργία process για τη διενέργεια της εκπαίδευσης (train) του ταξινομητή Random Trees Παραμετροποίηση classifier Random Trees στο eCognition



Εικόνα 5.9: Δημιουργία process για τη διενέργεια της ταξινόμησης στο eCognition

Παρακάτω παρουσιάζεται ο πίνακας σύγχυσης (confusion matrix) του πρώτου πειράματος ταξινόμησης (Πίνακας 5.1).

Οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy) ανά κλάση κυμάνθηκαν και οι δύο από 0% έως 100%, ενώ η συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) βρέθηκε ίση με 85.07%.

Ειδικότερα, όσον αφορά τους δείκτες Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy):

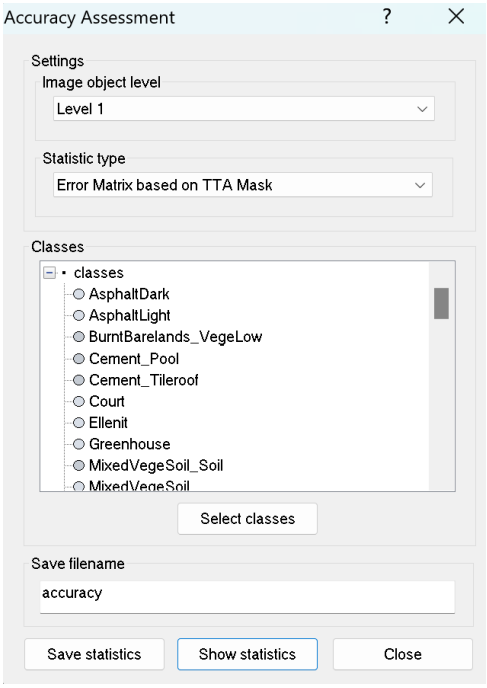
- Το χαμηλότερο ποσοστό και στους δύο δείκτες, ήτοι 0%, συγκέντρωσαν οι κατηγορίες μεταβολών ενδιαφέροντος VegeLow_Tileroof και Soil_Pool και οι κατηγορίες μη ενδιαφέροντος Pool_SoilLight και Pool. όσον αφορά την κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος VegeLow_Tileroof παρουσίασε μεγάλη σύγχυση με κατηγορίες μεταβολών μη ενδιαφέροντος που καταλήγουν σε ανοιχτόχρωμο έδαφος. Αντίστοιχα όσον αφορά την κατηγορία Soil_Pool υπήρξε μεγάλη σύγχυση με την κατηγορία μεταβολής μη ενδιαφέροντος Cement_Pool αλλά και με την κατηγορία TerraceGrey_TerraceWhite. Τα εικονοστοιχεία των δύο τελευταίων κατηγοριών ταξινομήθηκαν σχεδόν εξ ολοκλήρου στην κατηγορία Pool_Cement γεγονός που αναμένεται να επηρεάσει και τον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.
- Αρκετά χαμηλά ποσοστά (6.5%-40%) και στους δύο δείκτες παρουσίασαν οι κατηγορίες μεταβολών ενδιαφέροντος από ανοιχτόχρωμο/σκουρόχρωμο έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα. Γενικά

παρατηρήθηκε σύγχυση των κατηγοριών αυτών είτε με την κατηγορία μεταβολής SoilDark_SoilLight είτε με τις σταθερές κατηγορίες Tileroof και SoilLight.

- Μικρά ποσοστά και στους δύο δείκτες (35.4% και 32.4% αντίστοιχα) παρουσίασε και η κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος SoilDark_TerraceGrey. Πολλά από τα εικονοστοιχεία της εν λόγω κατηγορίας ταξινομήθηκαν στην κατηγορία μεταβολής ενδιαφέροντος Soil_Asphalt. Επιπλέον στην κατηγορία Soil_Asphalt αποδόθηκαν και αρκετά εικονοστοιχεία που αντιστοιχούσαν στη σταθερή κατηγορία TerraceGrey. Παρατηρείται, επομένως, σύγχυση σε κατηγορία που εμπεριέχει κτίσμα πλακοσκεπές γκρι με κατηγορία μεταβολής που εμπεριέχει άσφαλτο.
- Όσον αφορά τη σταθερή κατηγορία SoilDark πολλά από τα εικονοστοιχεία της έχουν αποδοθεί στη σταθερή κατηγορία Tileroof. Γενικά, παρατηρείται αρκετά μεγάλη σύγχυση του εδάφους με τα κεραμοσκεπή κτίσματα γεγονός που συντελεί και στη δημιουργία θορύβου στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.

Στις υπόλοιπες κατηγορίες, οι τιμές και των δύο δεικτών είχαν ως επί το πλείστον ικανοποιητικά αποτελέσματα, με ποσοστά ορθών ταξινομήσεων >70%.

Να σημειωθεί για τη δημιουργία του πίνακα σύγχυσης χρειάστηκε αρχικά να εισαχθεί στο eCognition ως TTA Mask η tif εικόνα των δεδομένων ελέγχου (test) του 4^{ου} πειράματος που περιγράφηκε στο προηγούμενο κεφάλαιο με Random Forest. Παράλληλα έγινε η εισαγωγή του αντίστοιχου αρχείου csv με τους κωδικούς αρίθμησης και τα ονόματα των 55 κλάσεων. Μέσω του εργαλείου Tools και του Accuracy Assessment επιλέγεται ο έλεγχος της ταξινόμησης και η παραγωγή του πίνακας σύγχυσης να πραγματοποιηθεί βάσει του TTA Mask που δημιουργήθηκε προηγουμένως (Εικόνα 5.10).



Εικόνα 5.10: Παραγωγή πίνακα σύγχυσης βάσει TTA Mask δεδομένων ελέγχου

User \ Reference Class	Pool_SoilLight	SoilLight_Tileroof	SoilDark_Tileroof	VegeDense_Tileroof	VegeLow_Tileroof	Cement_Tileroof	VegeDense_TerraceGrey	VegeLow_TerraceGrey	SoilDark_TerraceGrey	VegeDense_TerraceWhite	VegeLow_TerraceWhite	SoilDark_TerraceWhite	Vege_Pool	Soil_Pool
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilLight_Tileroof	0	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark_Tileroof	0	0	171	0	17	72	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_Tileroof	0	0	60	83	49	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow_Tileroof	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cement_Tileroof	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	27	54	0	0	0	0	0	0
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	39	27	25	0	0	0	16	0
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	46	0	0	0	0	1
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	1	0	0	158	65	0	0	0
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	89	77	5	0	0
SoilDark_TerraceWhite	0	0	21	0	0	0	0	0	0	0	57	534	0	0
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	0
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Asphalt	0	1	0	0	0	0	0	0	53	0	0	0	0	0
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite_Tileroof	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceGrey_Tileroof	0	0	0	0	0	86	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilLight_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_SoilLight	0	0	0	14	34	0	0	0	0	1	0	0	0	0
VegeLow_SoilLight	0	0	0	3	90	0	0	0	0	43	1	14	0	0
SoilDark_SoilLight	0	0	286	0	12	3	0	0	0	1	0	64	0	0
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0
SoilLight_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeBurnt_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pool_Cement	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	18
Soil_Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tileroof	0	237	77	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilLight	0	182	3	0	0	42	0	0	0	0	0	1	0	0
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0
Greenhouse	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AsphaltLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AsphaltDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ellenit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MixedVegeSoil_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	3	449	618	113	214	277	67	81	130	292	200	623	63	35
Producer	0	0.065	0.277	0.735	0	0.217	0.403	0.333	0.354	0.541	0.385	0.857	0.349	0
User	undefine	0.252	0.301	0.362	0	0.308	0.333	0.252	0.324	0.705	0.45	0.617	1	undefir
Hellden	0	0.103	0.288	0.485	0	0.254	0.365	0.287	0.338	0.612	0.415	0.717	0.518	0
Short	0	0.054	0.168	0.32	0	0.146	0.223	0.168	0.204	0.441	0.262	0.559	0.349	0
KIA Per Class	0	0.063	0.269	0.733	-0	0.214	0.402	0.332	0.352	0.539	0.383	0.855	0.349	0
Overall Accuracy	0.8507													
KIA	0.8334													

User \ Reference Class	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	TerraceWhite_Tileroof	TerraceGrey_Tileroof	VegeDense_VegeLow	SoilDark_VegeLow	SoilLight_VegeLow	VegeDense_SoilLight	VegeLow_SoilLight	SoilDark_SoilLight	VegeDense_SoilDark	VegeLow_SoilDark	SoilLight_SoilDark	Tileroof_TerraceGrey
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilLight_Tileroof	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	0
SoilDark_Tileroof	0	0	0	25	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0
VegeDense_Tileroof	0	0	0	2	0	0	0	20	5	2	0	0	0	0
VegeLow_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	28	150	0	0	0	0	0
Cement_Tileroof	0	0	0	79	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark_TerraceGrey	95	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Asphalt	410	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vege_Asphalt	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite_Tileroof	0	0	328	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceGrey_Tileroof	0	0	2	166	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	47	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	24	13031	11	0	0	0	0	2	0	0
SoilLight_VegeLow	0	0	0	0	0	0	2008	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	162	21	0	0	0	0	0
VegeLow_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	50	86	1	0	6	0	0
SoilDark_SoilLight	0	4	0	0	0	0	0	4	13	806	0	0	0	0
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	46	0	0
VegeLow_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	19	222	0	0
SoilLight_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeBurnt_Soil	0	0	0	71	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pool_Cement	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0
Tileroof	3	0	5	0	0	7	0	0	0	11	0	6	35	0
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow	0	0	0	0	85	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark	0	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	3	0	0
SoilLight	44	0	0	5	0	0	0	0	0	40	0	0	0	0
TerraceGrey	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Greenhouse	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AsphaltLight	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AsphaltDark	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Court	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ellenit	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0
MixedVegeSoil_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	0
Soil_MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	671	31	360	348	159	13051	2019	265	308	940	83	285	155	64
Producer	0.611	0.871	0.911	0.477	0.296	0.998	0.995	0.611	0.279	0.857	0.771	0.779	0.194	1
User	0.583	1	0.943	0.561	0.887	0.996	0.997	0.698	0.293	0.609	0.582	0.807	1	0.941
Hellden	0.597	0.931	0.927	0.516	0.443	0.997	0.996	0.652	0.286	0.712	0.663	0.793	0.324	0.97
Short	0.425	0.871	0.863	0.347	0.285	0.994	0.992	0.484	0.167	0.553	0.496	0.657	0.194	0.941
KIA Per Class	0.606	0.871	0.911	0.474	0.295	0.998	0.994	0.61	0.275	0.854	0.771	0.778	0.193	1

User \ Reference Class	TerraceWhite_TerraceGrey	Tileroof_TerraceWhite	TerraceGrey_TerraceWhite	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	BurntBarelands_VegeLow	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	VegeDense	VegeLow	SoilDark	SoilLight
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilLight_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	257	0	0	0	0
VegeDense_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	5	0
VegeLow_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cement_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	56	0	0	0	0
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark_TerraceWhite	0	82	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	134
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Asphalt	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceGrey_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	18	0	0	0
SoilLight_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeDense_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilDark_SoilLight	0	0	43	0	0	0	0	0	0	46	0	10	0	5
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeLow_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	2	0
SoilLight_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite_TerraceGrey	185	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tileroof_TerraceWhite	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceGrey_TerraceWhite	0	1	547	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	1953	0	0	0	0	0	0	73	0	0	0
VegeBurnt_Soil	0	0	0	58	168	0	0	0	0	0	0	0	27	0
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	133	0	0	0	0	0	0	0	0
Pool_Cement	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0
Cement_Pool	45	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
Soil_Court	0	0	0	0	0	0	0	0	284	5	0	0	0	0
Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6664	0	0	625	22
VegeDense	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	6385	1	0	0
VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	2239	0	0
SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	1032	0
SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	357	0	0	0	1581
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	22	0	0	0	0	0	0
Greenhouse	0	0	87	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AsphaltLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
AsphaltDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Court	36	0	0	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0
Ellenit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MixedVegeSoil_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	88	8
Soil_MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	354	94	693	2012	168	134	35	23	321	7449	6488	2250	1779	1751
Producer	0.523	0.117	0.789	0.971	1	0.993	1	0.043	0.885	0.895	0.984	0.995	0.58	0.903
User	0.752	1	0.973	0.963	0.378	1	0.276	0.011	0.899	0.823	0.998	0.961	0.85	0.688
Hellden	0.617	0.21	0.872	0.967	0.549	0.996	0.432	0.018	0.892	0.857	0.991	0.978	0.69	0.781
Short	0.446	0.117	0.773	0.936	0.378	0.993	0.276	0.009	0.805	0.751	0.982	0.956	0.526	0.641
KIA Per Class	0.52	0.117	0.787	0.97	1	0.993	1	0.042	0.884	0.876	0.982	0.995	0.57	0.899

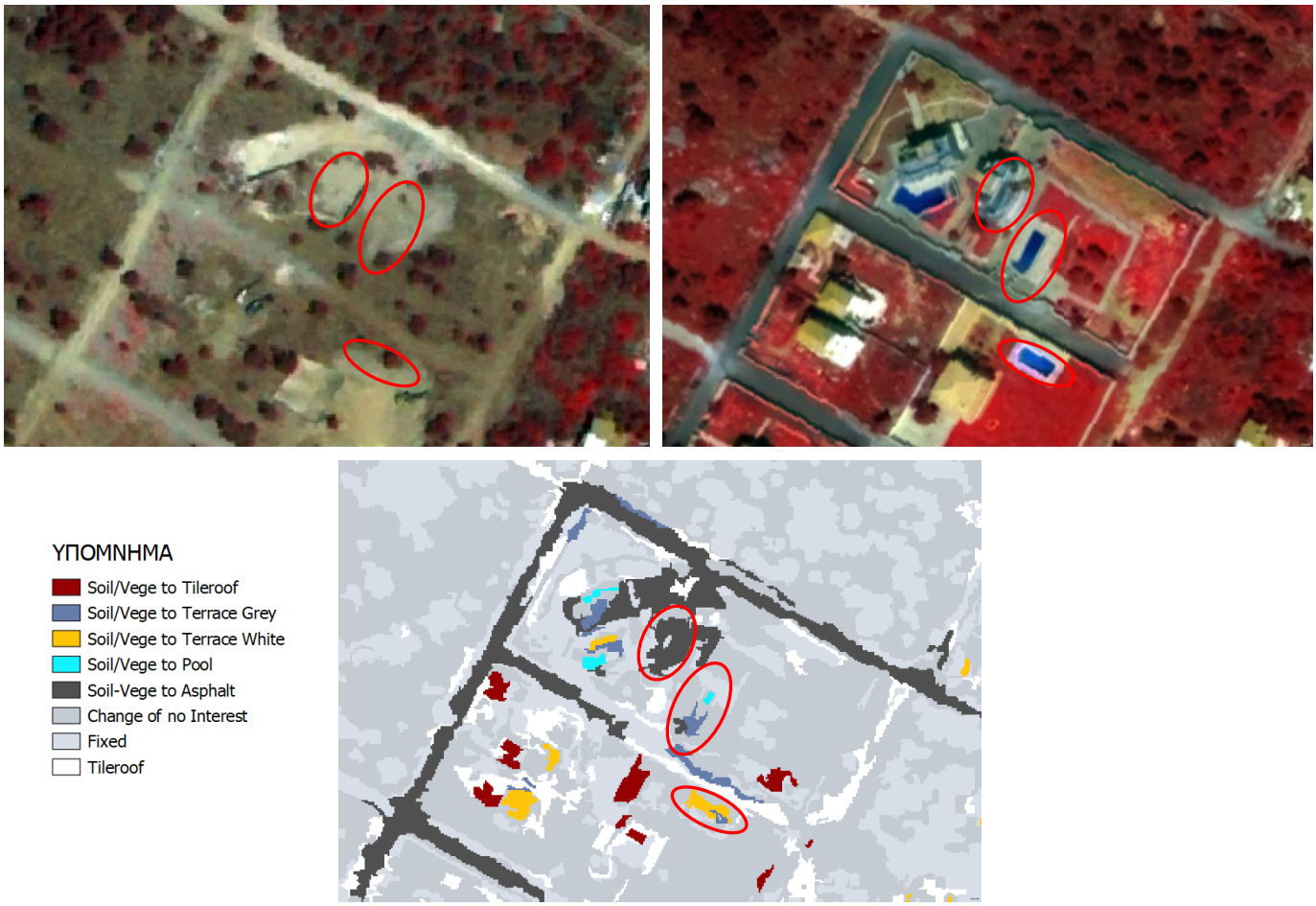
User \ Reference Class	TerraceGrey	TerraceWhite	Greenhouse	Waterbodies	Pool	AsphaltLight	AsphaltDark	Court	Ellenit	Shadow	MixedVegeSoil	MixedVegeSoil_Soil	Soil_MixedVegeSoil	Sum
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilLight_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	115
SoilDark_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	569
VegeDense_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	229
VegeLow_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	191
Cement_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	195
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	107
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	142
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	224
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	171
SoilDark_TerraceWhite	0	0	0	0	0	29	0	0	0	0	0	0	0	866
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Asphalt	0	0	0	0	0	3	0	0	148	0	0	0	0	703
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27
TerraceWhite_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	348
TerraceGrey_Tileroof	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	296
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	53
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13087
SoilLight_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	2014
VegeDense_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	232
VegeLow_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	294
SoilDark_SoilLight	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	17	3	0	1324
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	110
VegeLow_SoilDark	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	275
SoilLight_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	68
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	0	0	246
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	562
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2027
VegeBurnt_Soil	0	0	0	30	0	0	86	0	0	0	0	0	0	444
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	133
Pool_Cement	0	0	0	2	88	0	0	0	0	0	0	0	0	127
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	88
Soil_Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	316
Tileroof	2	0	0	0	0	0	0	45	71	0	86	149	37	8094
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	6396
VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2330
SoilDark	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2	117	42	1214
SoilLight	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	6	2298
TerraceGrey	722	0	18	112	0	0	302	0	81	0	0	0	0	1335
TerraceWhite	0	519	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	556
Greenhouse	0	6	299	0	0	9	0	0	275	0	0	0	0	681
Waterbodies	0	0	0	440	0	0	0	0	0	0	0	0	0	440
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AsphaltLight	246	0	195	0	0	863	0	0	0	0	0	0	0	1314
AsphaltDark	5	0	0	0	0	9	821	0	47	0	0	0	0	884
Court	0	0	0	0	0	0	0	361	0	0	0	0	0	436
Ellenit	0	0	0	9	2	0	0	0	871	0	0	0	0	889
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	7
MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	273	42	0	317
MixedVegeSoil_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	733	1	918
Soil_MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	74	99
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	975	525	523	594	90	950	1218	406	1544	16	429	1044	166	
Producer	0.741	0.989	0.572	0.741	0	0.908	0.674	0.889	0.564	0.375	0.636	0.702	0.446	
User	0.541	0.933	0.439	1	undefir	0.657	0.929	0.828	0.98	0.857	0.861	0.798	0.747	
Hellden	0.625	0.96	0.497	0.851	0	0.762	0.781	0.857	0.716	0.522	0.732	0.747	0.558	
Short	0.455	0.923	0.33	0.741	0	0.616	0.641	0.751	0.558	0.353	0.577	0.596	0.387	
KIA Per Class	0.734	0.988	0.566	0.739	0	0.906	0.669	0.888	0.557	0.375	0.634	0.697	0.445	

Πίνακας 5.1: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) 1ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition

Παρατηρώντας τους χάρτες πρόβλεψης εξάγονται τα εξής συμπεράσματα:

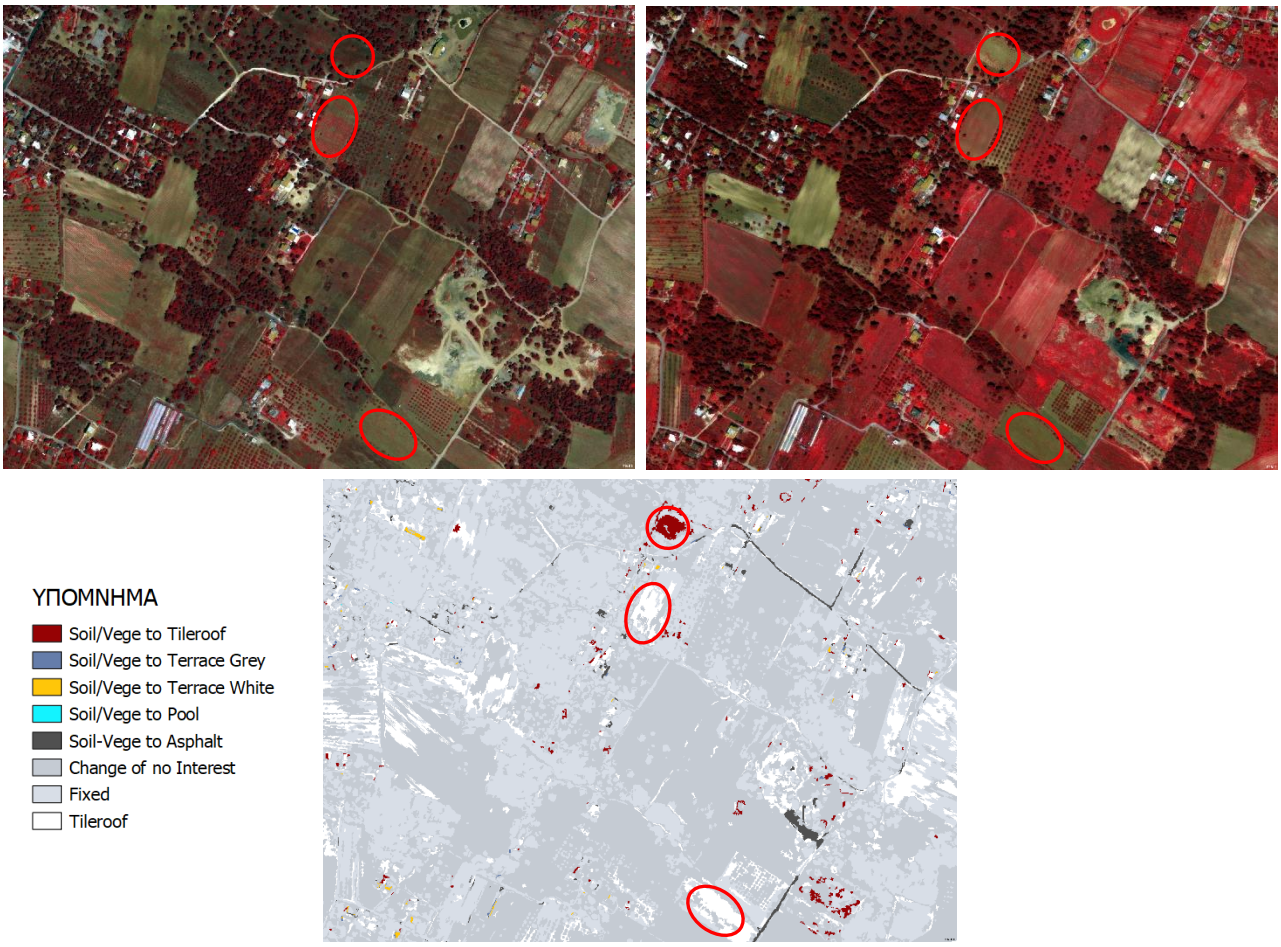
9. Τα δεδομένα εκπαίδευσης που σχετίζονται με μεταβολές ενδιαφέροντος, ταξινομήθηκαν σε σημαντικό βαθμό στη σωστή κατηγορία μεταβολής.
10. Αρκετά νέα κτίσματα/δρόμοι ανιχνεύτηκαν επιτυχώς.
11. Κατηγορίες μεταβολών αλλά και σταθερές κατηγορίες που εμπεριέχουν ανοιχτόχρωμο ή σκουρόχρωμο έδαφος ταξινομήθηκαν ως κατηγορίες μεταβολών που εμπεριέχουν κεραμοσκεπές κτίσμα, γεγονός που δημιουργεί σημαντικό θόρυβο στον χάρτη πρόβλεψης και δυσχεραίνει τον εντοπισμό των πραγματικών μεταβολών ενδιαφέροντος. Τα εν λόγω σφάλματα επισημάνθηκαν και κατά τον ποσοτικό έλεγχο.
12. Παρουσιάστηκαν επικαλύψεις ανάμεσα σε κλάσεις με παρόμοια φασματική συμπεριφορά, για παράδειγμα κάποια εικονοστοιχεία κατηγοριών μεταβολής που καταλήγουν σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι αποδόθηκαν σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε άσφαλτο.
13. Πολλές μεταβολές σε σκιές αποδόθηκαν ως κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος που καταλήγουν σε πισίνες. Επιπλέον, πολλές μεταβολές που καταλήγουν σε πισίνες δεν αποδόθηκαν στον χάρτη πρόβλεψης καθώς παρουσιάστηκαν ως κάποια άλλη κατηγορία μεταβολής.
14. Αν και δεν αποτελεί κατηγορία ενδιαφέροντος, επισημαίνεται ότι πολλά εικονοστοιχεία τα οποία ανήκουν σε κατηγορίες που εμπεριέχουν έδαφος ταξινομήθηκαν στη σταθερή κατηγορία Tileroof.
15. Η κακή αντιστοίχιση των δύο εικόνων σε ορισμένα σημεία έχει δημιουργήσει εκτροπές ανάμεσα σε κτίρια που υφίστανται και στις δύο χρονολογίες. Αυτή η απόκλιση έχει ως αποτέλεσμα οι επιφάνειες στις οποίες υπάρχει η εκτροπή των κτισμάτων να παρουσιάζονται λανθασμένα στον χάρτη πρόβλεψης ως μεταβολές ενδιαφέροντος.

Εικόνα 5.11: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (μέση), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (δεξιά) – Ορθή ανίχνευση νεών κτισμάτων – Λανθασμένη ταξινόμηση μεταβολών σε σκιές σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε πισίνες



Εικόνα 5.12: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω δεξιά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (κάτω) – Λανθασμένη ταξινόμηση κατηγορίας μεταβολής που καταλήγει σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε άσφαλτο – Λανθασμένη ταξινόμηση κατηγορίας μεταβολής που καταλήγει σε πισίνα σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι/λευκό

Εικόνα 5.13: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (μέση), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (δεξιά) – Λανθασμένη ταξινόμηση επιφανειών με κτίσματα σε κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος λόγω κακής αντιστοίχισης εικόνων



Εικόνα 5.14: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω δεξιά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (κάτω) – Λανθασμένη ταξινόμηση εδάφους ως μεταβολή από έδαφος σε κεραμοσκεπές κτίσμα και λανθασμένη ταξινόμηση σταθερής κατηγορίας εδάφους ως κτίσμα κεραμοσκεπές

5.5.2 Δεύτερο πείραμα ταξινόμησης 1ου επιπέδου – εισαγωγή features στην ταξινόμηση με χρήση του classifier Random Trees

Στο στάδιο αυτό έγιναν διάφοροι πειραματισμοί για τη βελτίωση του αποτελέσματος της ταξινόμησης που πραγματοποιήθηκε με χρήση του αλγορίθμου Random Trees. Στο παράθυρο του process που αφορά την εκπαίδευση του αλγορίθμου στο πεδίο των features έγινε εισαγωγή διάφορων χαρακτηριστικών προκειμένου να διαπιστωθεί κατά πόσο μπορούν να βελτιώσουν το αποτέλεσμα της ταξινόμησης. Συγκεκριμένα έγιναν δοκιμές με τα features NDVI, NDWI, Red/Green, Mean Difference to Scene, Length/Width και Asymmetry.

Συγκεκριμένα, η εισαγωγή των δεικτών NDVI και Red/Green και για τις δύο εικόνες μείωσαν το θόρυβο που δημιουργούταν λόγω λανθασμένης ταξινόμησης κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε κεραμοσκεπές κτίσμα ή στην σταθερή κατηγορία κεραμοσκεπές κτίσμα, ενώ αισθητή είναι και η βελτίωση των δεικτών αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy), καθώς και της συνολικής ακρίβειας (Overall Accuracy) έπειτα από χρήση των εν λόγω δεικτών.

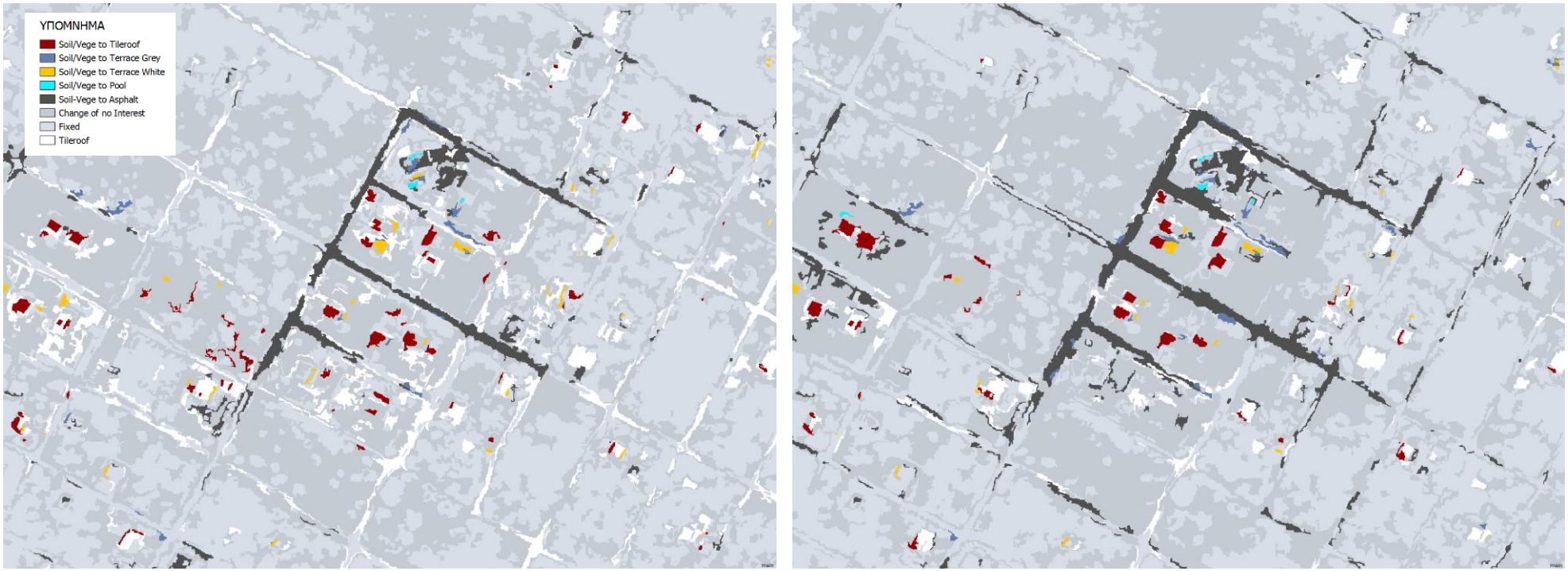
Ο λόγος Length/Width βελτίωσε αισθητά τα σχήματα των αντικειμένων και κυρίως των δρόμων, καθώς και τους δείκτες αξιολόγησης, ενώ το χαρακτηριστικό Asymmetry δεν επέφερε κάποια βελτίωση και επομένως δε λήφθηκε υπόψιν στην ταξινόμηση.

Όσον αφορά την εισαγωγή του δείκτη NDWI επέφερε μία πολύ μικρή μείωση στους δείκτες αξιολόγησης και προκάλεσε θόρυβο λόγω λανθασμένης ταξινόμησης χωματόδρομων στη σταθερή κατηγορία Tileroof. Τέλος, έγινε πειραματισμός και με το feature Mean Difference to Scene στα μπλε κανάλια των δύο εικόνων, το οποίο όμως προκάλεσε θόρυβο λόγω λανθασμένης ταξινόμησης κατηγοριών που εμπεριέχουν δρόμους σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε κτίσμα πλακοσκεπές γκρι.

Τελικά, στα features του classifier Random Trees εκτός από τα κανάλια των δύο εικόνων έγινε εισαγωγή των χαρακτηριστικών NDVI, Red/Green και Length/Width. Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης παρουσιάζονται στον παρακάτω πίνακα σύγχυσης (Πίνακας 5.2). Η συνολική ακρίβεια ανήλθε στο 89.87% ενώ σημαντική αύξηση παρουσίασαν και οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy) σε σχέση με το πρώτο πείραμα ταξινόμησης.

Reference Class	Pool_SoilLight	SoilLight_Tileroof	SoilDark_Tileroof	VegeDense_Tileroof	VegeLow_Tileroof	Cement_Tileroof	VegeDense_TerraceGrey	VegeLow_TerraceGrey	SoilDark_TerraceGrey	VegeDense_TerraceWhite	VegeLow_TerraceWhite	SoilDark_TerraceWhite	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	TerraceWhite_Tileroof	TerraceGrey_Tileroof	VegeDense_VegeLow	SoilDark_VegeLow	SoilLight_VegeLow	VegeDense_SoilLight	VegeLow_SoilLight	SoilDark_SoilLight	VegeDense_SoilDark	VegeLow_SoilDark	SoilLight_SoilDark	Tileroof_TerraceGrey	TerraceWhite_TerraceGrey	Tileroof_TerraceWhite	TerraceGrey_TerraceWhite	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	BurntBarelands_VegeLow	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	VegeDense	VegeLow	SoilDark	SoilLight	TerraceGrey	TerraceWhite	Greenhouse	Waterbodies	Pool	AsphaltLight	AsphaltDark	Court	Ellenit	Shadow	MixedVegeSoil	MixedVegeSoil_Soil	Soil_MixedVegeSoil	Sum
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilLight_Tileroof	0	288	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	394
SoilDark_Tileroof	0	0	424	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	82	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	144	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	656
VegeDense_Tileroof	0	0	2	86	43	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	4	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	139
VegeLow_Tileroof	0	0	1	13	91	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	217
Cement_Tileroof	0	0	0	0	0	130	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	222
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	28	55	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	83
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	39	26	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	66
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	75	0	0	39	0	0	95	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	209
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	150	72	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	222
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96	116	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	217
SoilDark_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	11	534	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	579
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	38
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	53	0	0	0	0	0	513	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	584
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite_Tileroof	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	330	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	344
TerraceGrey_Tileroof	0	0	0	0	0	130	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	238	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	471
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	12471	9	0	0	10	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12502
SoilLight_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2010	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2010
VegeDense_SoilLight	0	0	0	14	34	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	205	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	285
VegeLow_SoilLight	0	0	0	0	40	0	0	0	0	43	1	12	0	0	0	27	0	0	0	0	0	28	161	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	315
SoilDark_SoilLight	0	0	132	0	2	3	0	0	2	1	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	770	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	54	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	21	3	0	1033
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	101
VegeLow_SoilDark	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	12	0	0	26	0	19	237	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	305
SoilLight_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	46
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	266	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	282
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	544	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	545
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2011	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2019
VegeBurnt_Soil	0	0	43	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	71	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	168	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	24	0	0	82	0	0	0	0	0	0	415
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	341	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	134	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	476
Pool_Cement	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	90	0	0	0	0	0	0	0	0	127
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	81
Soil_Court	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	321	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	338
Tileroof	0	23	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6719	0	0	291	22	2	0	0	0	0	0	0	38	0	0	1	0	0	7157
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6470	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	6480
VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	116	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	2249	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2379
SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	227	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	1424	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	188	49	1894
SoilLight	0	137	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	39	0	0	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	347	0	0	0	1673	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	6	6	2297
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	85	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	727	0	0	112	0	0	9	0	67	0	0	0	0	1005
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	525	9	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	541
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	514	0	0	29	0	0	0	0	0	0	0	599
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	449	0	0	0	0	0	0	0	0	0	449
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AsphaltLight	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	246	0	0	0	0	882	57	0	27	0	0	0	0	1261
AsphaltDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	1063	0	47	0	0	0	0	1156
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	368	0	0	0	0	0	368
Ellenit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1403	0	0	0	0	1404
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	6
MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	382	17	1	433
MixedVegeSoil_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	830	0	927
Soil_MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	91	92
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	3	449	618	113	214	277	67	81	130	292	200	623	63	35	671	31	360	348	159	13051	2019	265	308	940	83	285	155	64	354	94	693	2012	168	134	35	23	321	7449	6488	2250	1779	1751	975	525	523	594	90	950	1218	406	1544	16	429	1044	166	
Producer	0	0.641	0.686	0.761	0.425	0.469	0.418	0.321	0.577	0.514	0.58	0.857	0.603	0	0.765	0	0.917	0.684	0.245	0.956	0.996	0.774	0.523	0.819	0.771	0.832	0.271	1	0.751	0.67	0.785	1	1	1	1	1	1	0.902	0.997	1	0.8	0.955	0.746	1	0.983	0.756	0	0.928	0.873	0.906	0.909	0.375	0.89	0.795	0.548	
User	undefine	0.731	0.646	0.619	0.419	0.586	0.337	0.394	0.359	0.676	0.535	0.922	1	undefi	0.878	undefi	0.959	0.505	1	0.998	1	0.719	0.511	0.745	0.634	0.777	0.913	1	0.943	1	0.998	0.996	0.405	0.282	0.276	0.284	0.95	0.939	0.998	0.945	0.752	0.728	0.723	0.97	0.858	1	undefi	0.699	0.92	1	0.999	1	0.882	0.895	0.989	
Hellden	0	0.683	0.666	0.683	0.422	0.521	0.373	0.354	0.442	0.584	0.556	0.889	0.752	0	0.818	0	0.938	0.581	0.394	0.976	0.998	0.745	0.517	0.781	0.696	0.803	0.418	1	0.836	0.803	0.879	0.998	0.576	0.439	0.432	0.442	0.974	0.92	0.998	0.972	0.775	0.827	0.734	0.985	0.916	0.861	0	0.798	0.896	0.951	0.952	0.545	0.886	0.842	0.705	
Short	0	0.519	0.499	0.518	0.268	0.352	0.23	0.215	0.284	0.412	0.385	0.799	0.603	0	0.691	0	0.882	0.41	0.245	0.953	0.996	0.594	0.348	0.64	0.533	0.671	0.264	1	0.719	0.67	0.784	0.996	0.405	0.282	0.276	0.284	0.95	0.852	0.996	0.945	0.633	0.704	0.58	0.97	0.845	0.756	0	0.664	0.811	0.906	0.908	0.375	0.796	0.727	0.545	
KIA Per Class	0	0.639	0.682	0.76	0.423	0.467	0.417	0.32	0.575	0.512	0.578	0.856	0.603	0	0.762	0	0.916	0.681	0.245	0.942	0.995	0.772	0.52	0.816	0.771	0.831	0.27	1	0.75	0.67	0.783	0.999	1	1	1	1	1	0.887	0.997	1	0.793	0.953	0.741	1	0.983	0.754	0	0.927	0.87	0.906	0.906	0.375	0.89	0.791	0.547	
Overall Accuracy	**0.8987**																																																							
KIA	**0.8874**																																																							

Πίνακας 5.2: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) 2ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition



Εικόνα 5.15: Απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης πρώτου πειράματος ταξινόμησης (αριστερά) και δεύτερου πειράματος ταξινόμησης (δεξιά) – Αισθητή βελτίωση σχημάτων των αντικειμένων/ μείωση θορύβου που προκαλείται από λανθασμένη ταξινόμηση κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος σε κατηγορίες που εμπεριέχουν κεραμοσκεπή κτίσματα/ καλύτερη ανίχνευση νέων δρόμων

5.5.3 Τρίτο πείραμα ταξινόμησης 1ου επιπέδου – ορθή απόδοση των κατηγοριών μεταβολής που καταλήγουν σε πισίνες

Στο στάδιο αυτό επιχειρήθηκε να αποδοθούν ορθά οι κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε πισίνες, καθώς και να εξαλειφθεί ο θόρυβος από την λανθασμένη ταξινόμηση κατηγοριών που καταλήγουν σε σκιά σε κατηγορίες που καταλήγουν σε πισίνες.

Για το σκοπό αυτό επιχειρήθηκε οι κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος Soil_Pool και Vege_Pool να ταξινομηθούν ξεχωριστά μέσω του αλγορίθμου classification. Ο αλγόριθμος της ταξινόμησης (classification) αξιολογεί την τιμή της συμμετοχής ενός αντικειμένου για μία σειρά από κατηγορίες. Στη συνέχεια κατηγοριοποιεί τα αντικείμενα ανάλογα με το βαθμό συμμετοχής τους σε κάθε μία από αυτές. Οι υποψήφιες κατηγορίες ορίζονται στο παράθυρο διαλόγου του αλγορίθμου στο πεδίο «Active Classes». Οι κατηγορίες που δεν έχουν κάποια περιγραφή θεωρούνται πως έχουν τιμή συμμετοχής τη μονάδα. Οι κατηγορίες στις περισσότερες των περιπτώσεων δεν αρκεί να περιγράφονται από έναν μόνο κανόνα, αλλά από συνδυασμούς αυτών. Για το λόγο αυτό υπάρχουν λογικοί τελεστές όπως «and», «or» και «not» έτσι ώστε να ενωθούν οι κανόνες στην περιγραφή της κατηγορίας. Ο τελεστής «and» εισάγεται όταν για να ταξινομηθεί ένα αντικείμενο σε μια συγκεκριμένη κατηγορία πρέπει να πληροί και τους δύο κανόνες ταυτόχρονα, ενώ ο τελεστής «or» εισάγεται όταν για να ταξινομηθεί ένα αντικείμενο σε μια συγκεκριμένη κατηγορία πρέπει να πληροί έναν από αυτούς. (Μιχαηλίδου, 2011).

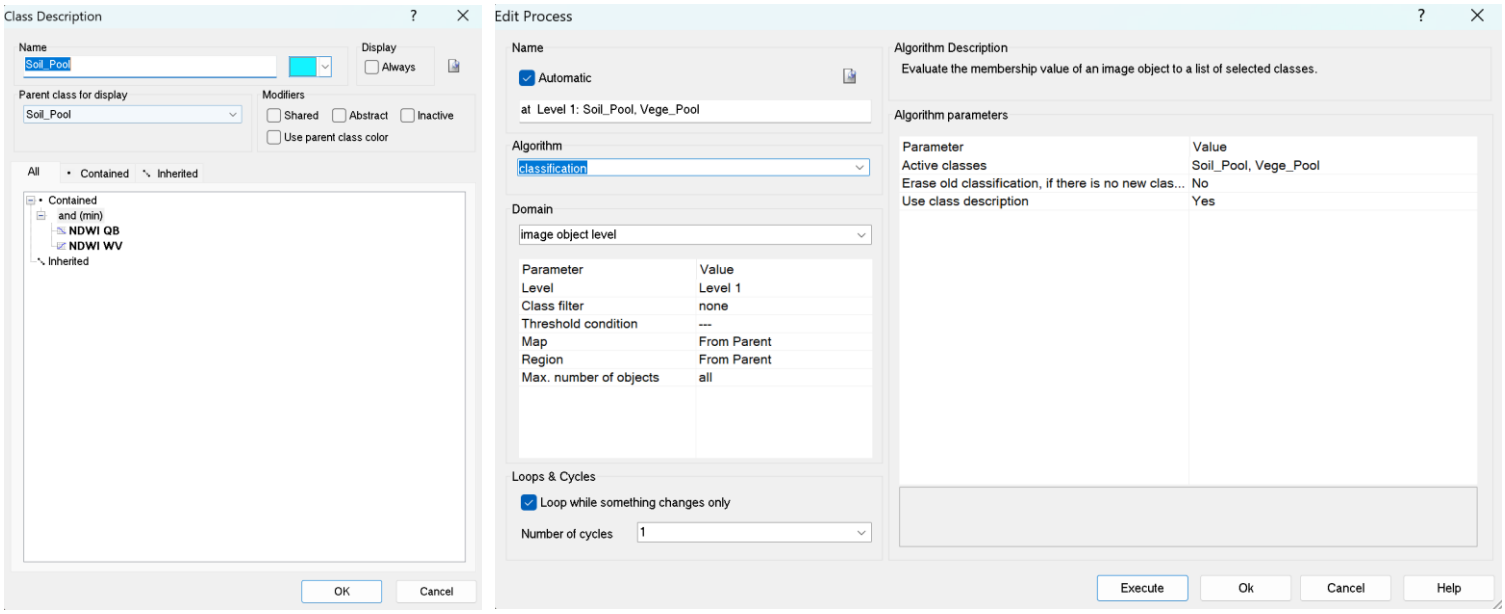
Στα πλαίσια της παρούσας εργασίας στο παράθυρο class description των κατηγοριών μεταβολής ενδιαφέροντος Soil_Pool και Vege_Pool τίθενται οι εξής κανόνες:

Κατηγορία	**Κανόνας**		**Συνάρτηση Συμμετοχής**	**Διάστημα ασάφειας**	
				Αριστερό Όριο	Δεξί Όριο
Soil_Pool	And	NDWI QB		0.2	0.3
		NDWI WV		0.2	0.3
Vege_Pool	And	NDWI QB		0.2	0.3
		NDWI WV		0.2	0.3

Η συνάρτηση συμμετοχής που τέθηκε στον δείκτη NDWI των εικόνων QuickBird εξασφαλίζει την εύρεση επιφανειών που δεν είναι υδάτινες, ενώ η συνάρτηση συμμετοχής που τέθηκε στον δείκτη NDWI των εικόνων WorldView-2 εξασφαλίζει την εύρεση επιφανειών που είναι υδάτινες. Σε κάθε κατηγορία οι δύο κανόνες συνδέονται με τον τελεστή «and» αφού για να εντοπιστούν οι μεταβολές που καταλήγουν σε πισίνες πρέπει να πληρούνται και οι δύο κανόνες ταυτόχρονα (Εικόνα 5.15).

Καθώς είναι επιθυμητό να διορθωθεί η ταξινόμηση μόνο όσον αφορά τις κατηγορίες Soil_Pool και Vege_Pool ακολουθήθηκε η εξής διαδικασία:

- Αρχικά διαγράφηκαν τα samples των ανωτέρω κατηγοριών
- Διενεργήθηκε από την αρχή η ταξινόμηση του 1^{ου} επιπέδου που έγινε στο πείραμα 2
- Αφού στο class description των κατηγοριών Soil_Pool και Vege_Pool τέθηκαν οι επιθυμητοί κανόνες όπως περιγράφηκε προηγουμένως, στη συνέχεια διενεργείται ο αλγόριθμος classification θέτοντας ως active classes τις ανωτέρω κατηγορίες και επιλέγοντας να μη διαγραφεί η προηγούμενη ταξινόμηση που αφορά όλες τις υπόλοιπες κατηγορίες μεταβολών και σταθερών κατηγοριών (Εικόνα 5.16).

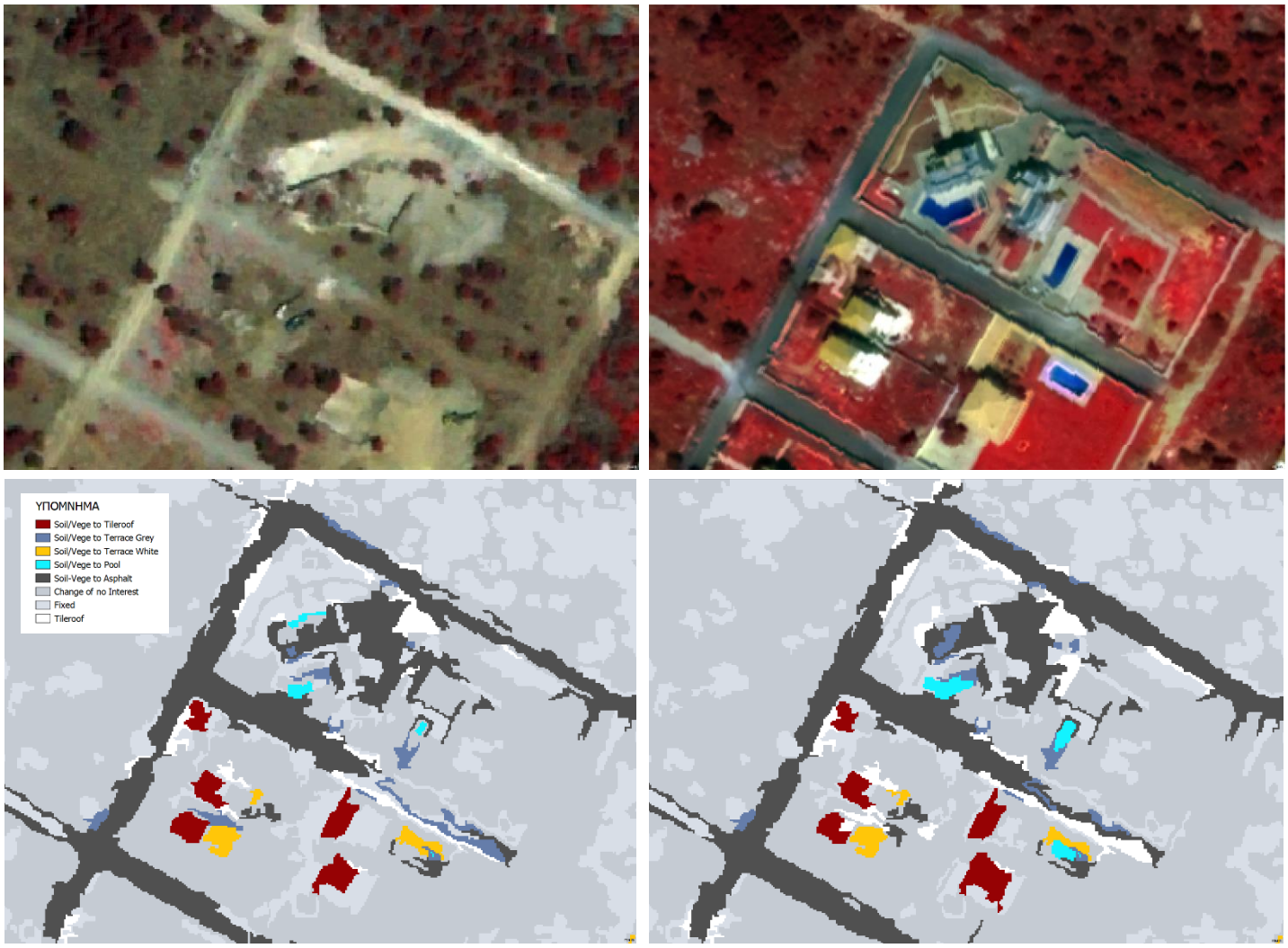


Εικόνα 5.16: Εισαγωγή κανόνων στις κατηγορίες ενδιαφέροντος Soil_Pool και Vege_Pool (αριστερά), δημιουργία process για τη διενέργεια του αλγορίθμου classification για τις κατηγορίες μεταβολών ενδιαφέροντος Soil_Pool και Vege_Pool (δεξιά)

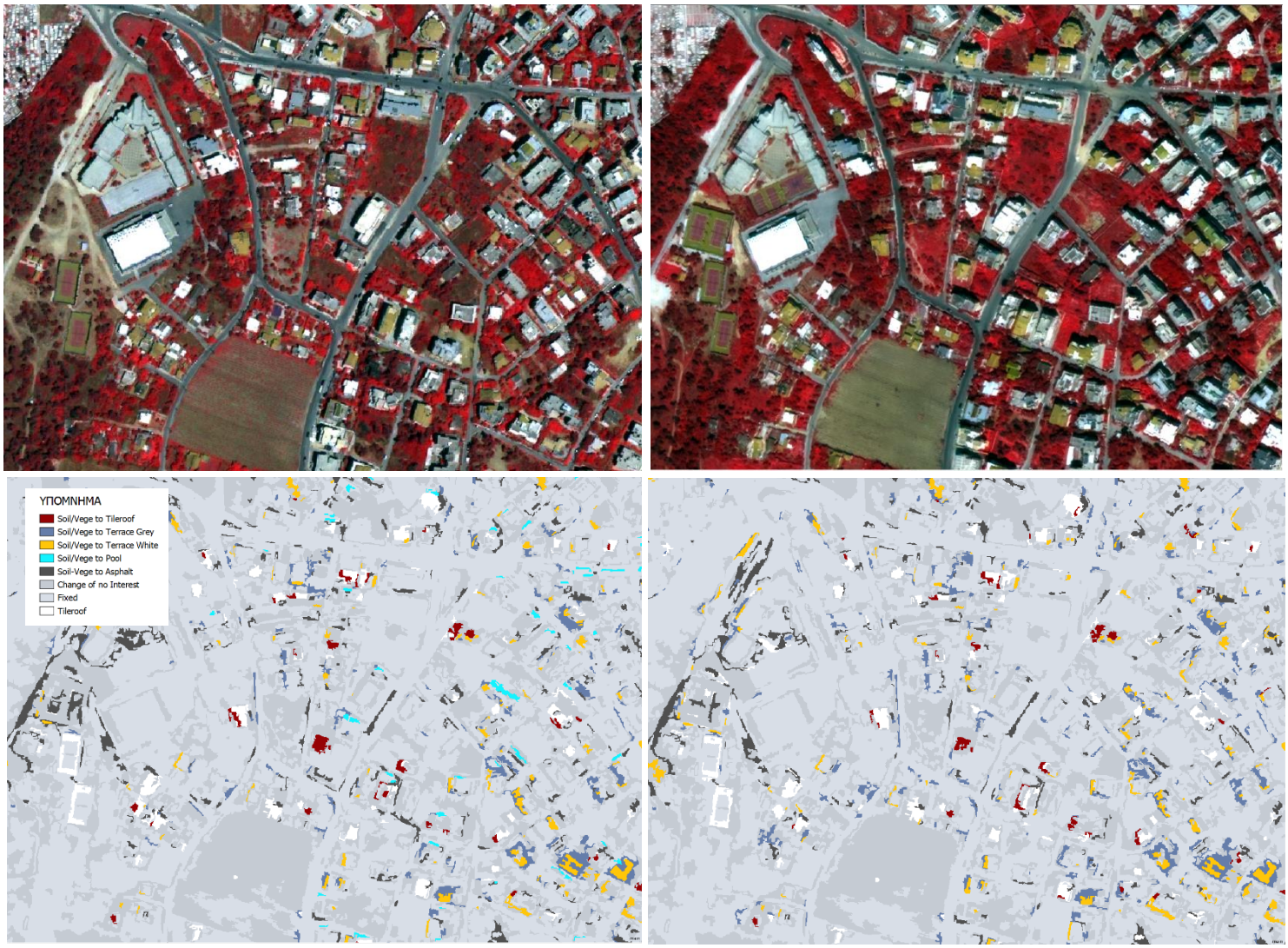
Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης παρουσιάζονται παρακάτω στον πίνακα 5.3. Η συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) βρέθηκε ίση με 90.14%, ενώ οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer's Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User's Accuracy) παρουσίασαν βελτίωση για τις κατηγορίες ενδιαφέροντος Soil_Pool και Vege_Pool. Η βελτίωση του αποτελέσματος αντικατοπτρίζεται και στον αντίστοιχο χάρτη πρόβλεψης.

Reference Class	Pool_SoilLight	SoilLight_Tileroof	SoilDark_Tileroof	VegeDense_Tileroof	VegeLow_Tileroof	Cement_Tileroof	VegeDense_TerraceGrey	VegeLow_TerraceGrey	SoilDark_TerraceGrey	VegeDense_TerraceWhite	VegeLow_TerraceWhite	SoilDark_TerraceWhite	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	TerraceWhite_Tileroof	TerraceGrey_Tileroof	VegeDense_VegeLow	SoilDark_VegeLow	SoilLight_VegeLow	VegeDense_SoilLight	VegeLow_SoilLight	SoilDark_SoilLight	VegeDense_SoilDark	VegeLow_SoilDark	SoilLight_SoilDark	Tileroof_TerraceGrey	TerraceWhite_TerraceGrey	Tileroof_TerraceWhite	TerraceGrey_TerraceWhite	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	BurntBarelands_VegeLow	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	VegeDense	VegeLow	SoilDark	SoilLight	TerraceGrey	TerraceWhite	Greenhouse	Waterbodies	Pool	AsphaltLight	AsphaltDark	Court	Ellenit	Shadow	MixedVegeSoil	MixedVegeSoil_Soil	Soil_MixedVegeSoil	Sum
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilLight_Tileroof	0	206	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	58	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	294
SoilDark_Tileroof	0	0	470	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	82	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	159	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	717
VegeDense_Tileroof	0	0	2	83	43	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	84	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	216
VegeLow_Tileroof	0	0	1	13	130	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	74	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	218
Cement_Tileroof	0	0	0	0	0	125	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	217
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	29	48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	77
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	38	33	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	48	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	134
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	77	0	0	39	0	1	95	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	213
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	148	83	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	231
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98	105	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	208
SoilDark_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	534	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	578
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	86
Soil_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	53	0	0	0	0	0	501	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1	0	15	575
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite_Tileroof	0	27	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	331	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	372
TerraceGrey_Tileroof	0	0	0	0	0	135	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	238	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	476
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	12812	11	0	0	10	0	11	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12847
SoilLight_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2008	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2008
VegeDense_SoilLight	0	0	0	14	34	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	149	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	229
VegeLow_SoilLight	0	0	0	0	1	0	0	0	0	43	1	12	0	0	0	27	0	0	0	0	0	28	175	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	289
SoilDark_SoilLight	0	0	132	0	2	3	0	0	0	1	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	785	0	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	21	6	0	1039
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	101
VegeLow_SoilDark	0	0	0	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	12	0	0	26	0	19	237	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	311
SoilLight_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	62	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	62
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	266	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	282
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	544	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	134	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	680
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2011	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	2022
VegeBurnt_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	71	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	168	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	32	0	0	82	0	0	0	0	0	0	381
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	132	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	133
Pool_Cement	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	90	0	0	0	0	0	0	0	0	127
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	273	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	274
Tileroof	0	61	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6689	0	0	289	22	2	0	0	0	0	0	0	28	0	0	1	0	1	7151
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6471	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	6477
VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	116	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	2249	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2379
SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	227	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	0	0	1424	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	188	42	1895
SoilLight	1	155	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	39	0	0	0	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	368	0	0	20	1579	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	6	6	2249
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	85	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	724	0	0	112	0	0	73	0	67	0	0	0	0	1078
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	516	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	523
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	520	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	573
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	441	0	0	0	0	0	0	0	0	0	441
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AsphaltLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	249	0	0	0	0	882	0	0	0	0	0	0	0	1222
AsphaltDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	1055	0	47	0	0	0	0	1111
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	378	0	0	0	0	0	378
Ellenit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1426	0	0	0	0	1426
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	6
MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	381	17	4	430
MixedVegeSoil_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	827	0	915
Soil_MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98	99
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	3	449	618	113	214	277	67	81	130	292	200	623	63	35	671	31	360	348	159	13051	2019	265	308	940	83	285	155	64	354	94	693	2012	168	134	35	23	321	7449	6488	2250	1779	1751	975	525	523	594	90	950	1218	406	1544	16	429	1044	166	
Producer	0	0.459	0.761	0.735	0.607	0.451	0.433	0.407	0.592	0.507	0.525	0.857	0.302	0.971	0.747	0	0.919	0.684	0.245	0.982	0.995	0.562	0.568	0.835	0.771	0.832	0.4	1	0.751	0.67	0.785	1	1	0.985	1	0	0.85	0.898	0.997	1	0.8	0.902	0.743	0.983	0.994	0.742	0	0.928	0.866	0.931	0.924	0.375	0.888	0.792	0.59	
User	undefine	0.701	0.656	0.384	0.596	0.576	0.377	0.246	0.362	0.641	0.505	0.924	1	0.395	0.871	undefi	0.89	0.5	1	0.997	1	0.651	0.606	0.756	0.634	0.762	1	1	0.943	1	0.8	0.995	0.441	0.992	0.276	undefi	0.996	0.935	0.999	0.945	0.751	0.702	0.672	0.987	0.908	1	undefi	0.722	0.95	1	1	1	0.886	0.904	0.99	
Hellden	0	0.555	0.704	0.505	0.602	0.506	0.403	0.307	0.449	0.566	0.515	0.889	0.463	0.562	0.804	0	0.904	0.578	0.394	0.989	0.997	0.603	0.586	0.793	0.696	0.795	0.571	1	0.836	0.803	0.792	0.997	0.612	0.989	0.432	0	0.918	0.916	0.998	0.972	0.775	0.79	0.705	0.985	0.949	0.852	0	0.812	0.906	0.964	0.96	0.545	0.887	0.844	0.74	
Short	0	0.384	0.543	0.337	0.43	0.339	0.252	0.181	0.289	0.395	0.347	0.801	0.302	0.391	0.672	0	0.825	0.406	0.245	0.979	0.995	0.432	0.415	0.657	0.533	0.66	0.4	1	0.719	0.67	0.656	0.994	0.441	0.978	0.276	0	0.848	0.846	0.996	0.945	0.633	0.652	0.545	0.97	0.903	0.742	0	0.684	0.828	0.931	0.924	0.375	0.797	0.731	0.587	
KIA Per Class	0	0.456	0.757	0.733	0.606	0.449	0.432	0.406	0.591	0.505	0.523	0.856	0.301	0.971	0.744	0	0.919	0.681	0.245	0.976	0.994	0.56	0.566	0.832	0.771	0.831	0.399	1	0.75	0.67	0.782	0.999	1	0.985	1	0	0.85	0.882	0.997	1	0.793	0.897	0.737	0.983	0.994	0.74	0	0.927	0.863	0.931	0.921	0.375	0.887	0.789	0.59	
Overall Accuracy	**0.9014**																																																							
KIA	**0.8902**																																																							

Πίνακας 5.3: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) 3ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition



Εικόνα 5.17: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω δεξιά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης 2ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition (κάτω αριστερά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης 3ου πειράματος στο eCognition (κάτω δεξιά) – Ορθότερη ταξινόμηση των κατηγοριών Soil_Pool και Vege_Pool

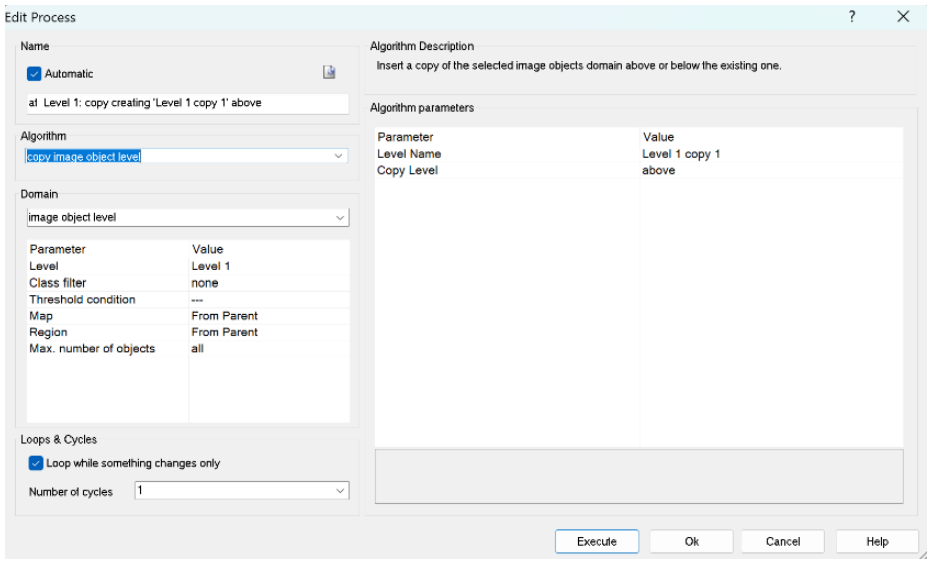


Εικόνα 5.18: Ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας QuickBird του 2006 (πάνω αριστερά), ψευδέγχρωμο σύνθετο εικόνας WorldView-2 του 2011 (πάνω δεξιά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης 2ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition (κάτω αριστερά), απόσπασμα χάρτη πρόβλεψης 3ου πειράματος στο eCognition (κάτω δεξιά) – Εξάλειψη θορύβου λόγω λανθασμένης ταξινόμησης κατηγοριών που καταλήγουν σε σκιά σε κατηγορίες που καταλήγουν σε πισίνες.

5.5.4 Τέταρτο πείραμα ταξινόμησης – Βελτίωση αποτελεσμάτων προηγούμενης ταξινόμησης

Στο στάδιο αυτό επιχειρείται η βελτίωση της ταξινόμησης κάποιων κατηγοριών που προκαλούν θόρυβο στο αποτέλεσμα. Συγκεκριμένα πραγματοποιείται βελτίωση του αποτελέσματος όσον αφορά επιφάνειες που ανήκουν στην κατηγορία σκουρόχρωμο έδαφος, αλλά λανθασμένα ταξινομήθηκαν ως κεραμοσκεπή κτίσματα, αλλά και σε κατηγορίες ανοιχτόχρωμης/σκουρόχρωμης ασφάλτου που λανθασμένα ταξινομήθηκαν ως μεταβολές που καταλήγουν σε γκρι πλακοσκεπή κτίσματα.

Για το σκοπό αυτό δημιουργήθηκε στο Process Tree ένα καινούριο level, αντίγραφο του πρώτου επιπέδου και πάνω από αυτό, μέσω του αλγορίθμου copy image object level και της εντολής copy level above (Εικόνα 5.20). Σε αυτό το καινούριο επίπεδο θα πραγματοποιηθεί μια πιο σωστή ταξινόμηση των προαναφερθέντων κατηγοριών με τη χρήση κανόνων και μέσω του αλγορίθμου hierarchical classification.



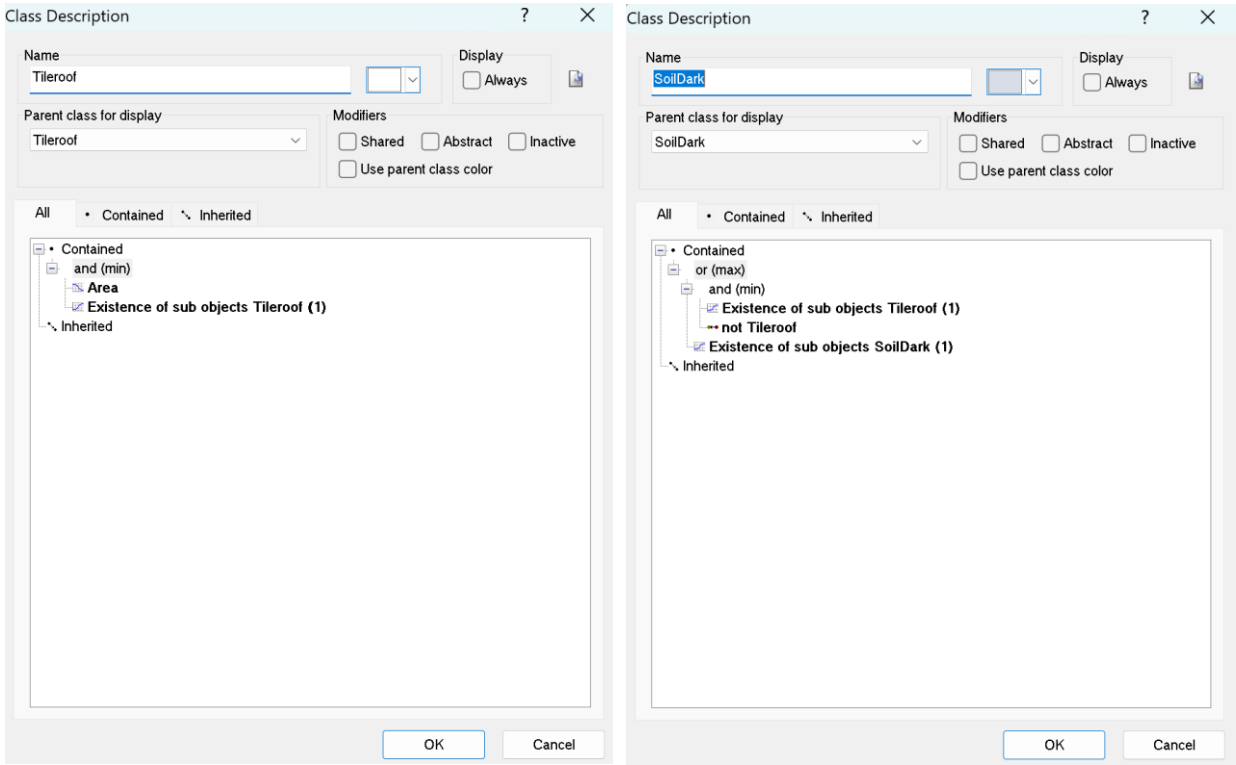
Εικόνα 5.19: Δημιουργία καινούριου ανώτερου επιπέδου, αντίγραφου του level 1

- <u>Βελτίωση σταθερής κατηγορίας SoilDark</u>

Γενικά παρατηρήθηκε ότι αρκετές επιφάνειες που ανήκουν στην κατηγορία SoilDark αποδόθηκαν στην κατηγορία Tileroof λόγω των παρόμοιων φασματικών υπογραφών των δύο αυτών κατηγοριών. Η λογική για την διόρθωση του εν λόγω σφάλματος στηρίζεται στο γεγονός ότι οι κατηγορίες του εδάφους που ταξινομήθηκαν ως κεραμοσκεπή κτίσματα έχουν συγκριτικά μεγαλύτερη επιφάνεια από τα κτίρια. Για το λόγο αυτό χρησιμοποιήθηκε αρχικά ο αλγόριθμος merge region και εφαρμόστηκε στην κατηγορία Tileroof προκειμένου να συνενωθούν τα αντικείμενα αυτής της κατηγορίας που γειτνιάζουν μεταξύ τους. Ύστερα τέθηκαν κανόνες στις κατηγορίες Tileroof και SoilDark που να εξασφαλίζουν ότι αντικείμενα της κατηγορίας Tileroof που ξεπερνούν μία συγκεκριμένη επιφάνεια (1000 pixels στη συγκεκριμένη περίπτωση) θα ταξινομηθούν τελικά ως SoilDark.

Οι κανόνες που τέθηκαν είναι οι εξής:

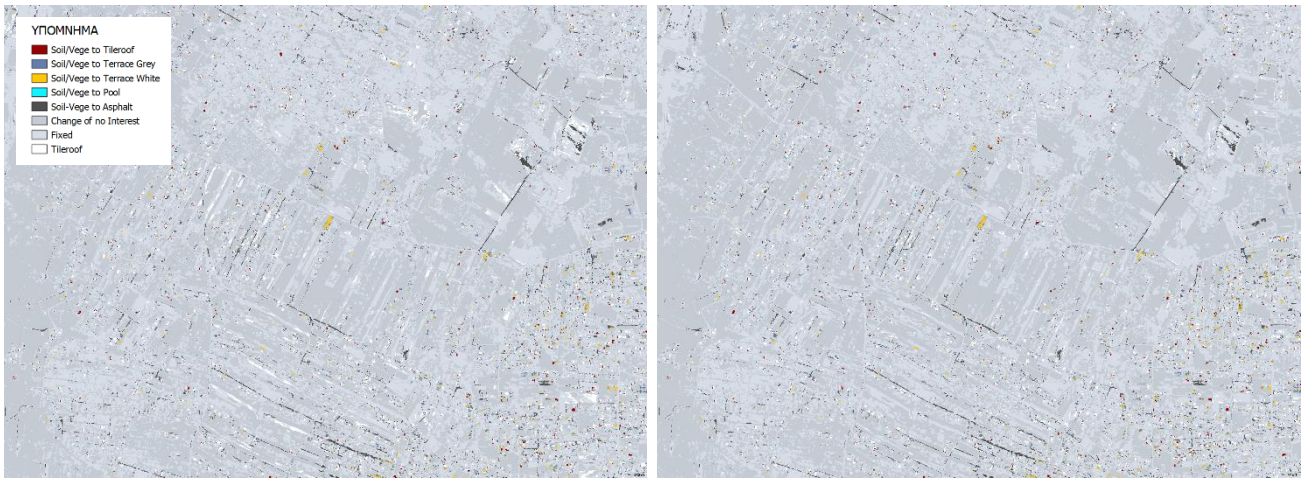
Κατηγορία	Κανόνας			Συνάρτηση Συμμετοχής	Διάστημα ασάφειας	
					Αριστερό Όριο	Δεξί Όριο
Tileroof	And		Area		900	1100
			Existence of sub objects (Tileroof)		0	1
SoilDark	Or	And	Existence of sub objects (Tileroof)		0	1
			Not Tileroof	-	-	-
		Existence of sub objects (SoilDark)			0	1



Εικόνα 5.20: Δημιουργία κανόνων για σωστή ταξινόμηση κατηγοριών σκουρόχρωμου εδάφους που ταξινομήθηκαν λανθασμένα στη σταθερή κατηγορία κεραμοσκεπές κτίσμα

Βάσει των παραπάνω κανόνων που αφορούν την κατηγορία Tileroof, αν στο κατώτερο επίπεδο ένα αντικείμενο ήταν Tileroof και ταυτόχρονα δεν ξεπερνούσε τα 1000 pixel, θα εξακολουθήσει και στο ανώτερο επίπεδο να είναι Tileroof. Αυτό σημαίνει ότι αντικείμενα της κατηγορίας Tileroof που ξεπερνούσαν τα 1000 pixel θα μείνουν αταξινόμητα. Με τους κανόνες που τίθενται στο SoilDark εξασφαλίζεται ότι αν ένα αντικείμενο στο κατώτερο επίπεδο ήταν SoilDark θα εξακολουθεί να είναι και στο ανώτερο επίπεδο SoilDark **ή** αν στο κατώτερο επίπεδο ήταν Tileroof και στο ανώτερο δεν είναι θα ταξινομηθεί ως SoilDark. Με τον τρόπο αυτό δεν υπάρχουν πλέον αταξινόμητα αντικείμενα, η ακρίβεια

βελτιώνεται ελάχιστα (Πίνακας 5.4) και στον χάρτη πρόβλεψης μειώνονται αρκετά τα σφάλματα από λανθασμένη ταξινόμηση σκουρόχρωμου εδάφους στην κατηγορία κεραμοσκεπές κτίσμα (Εικόνα 5.21).



Εικόνα 5.21: Βελτίωση αποτελέσματος ταξινόμησης – ορθή ταξινόμηση κατηγοριών σκουρόχρωμου εδάφους που είχε ταξινομηθεί ως κτίσμα κεραμοσκεπές

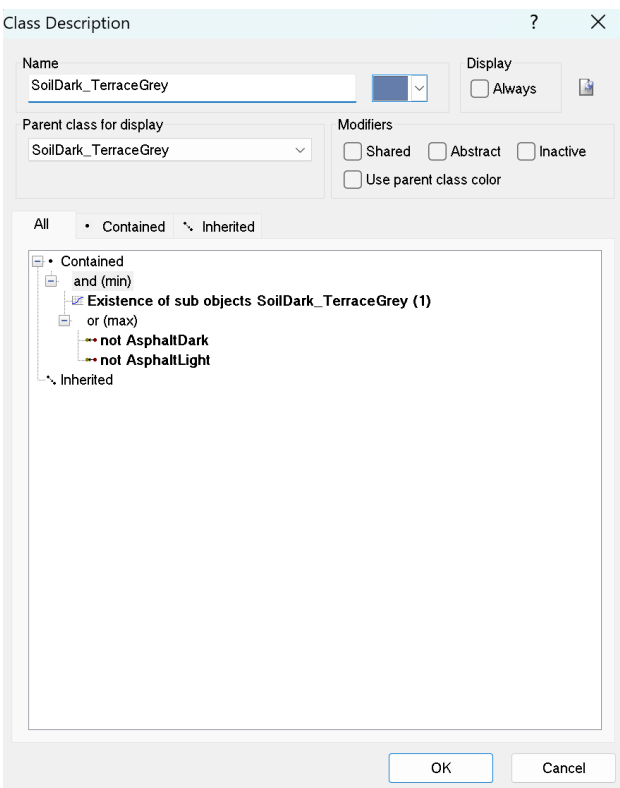
- <u>Βελτίωση σταθερών κατηγοριών AsphaltDark και AshpaltLight</u>

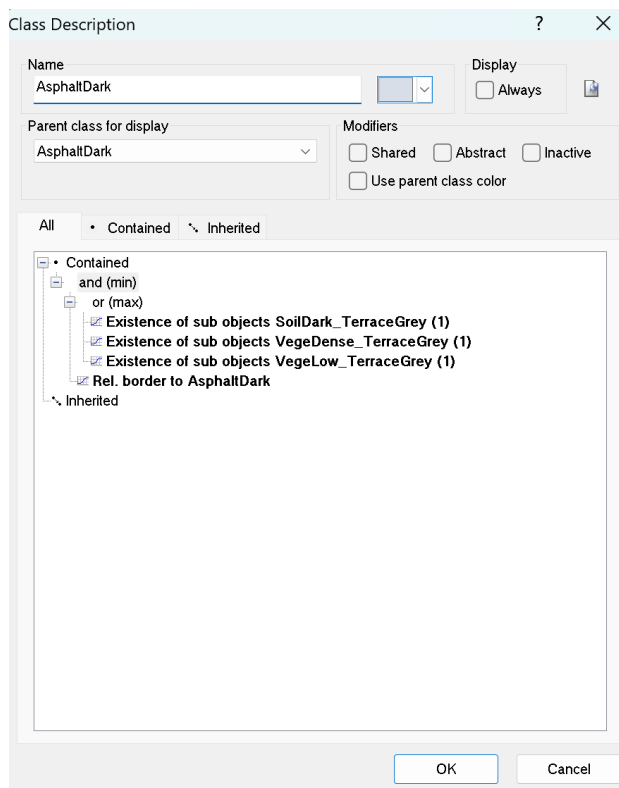
Ένα άλλο σφάλμα που παρατηρήθηκε είναι ότι κάποια μικρά μακρόστενα αντικείμενα τα οποία γειτνιάζουν με τις κατηγορίες AsphaltDark και AsphaltLight και τα οποία θα έπρεπε κανονικά να έχουν ταξινομηθεί ως τέτοια, τελικά ταξινομήθηκαν σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε TerraceGrey.

Βάσει των κανόνων που τέθηκαν στις κατηγορίες AsphaltDark και AsphaltLight και παρουσιάζονται παρακάτω, αν ένα αντικείμενο του κατώτερου επιπέδου που ανήκει σε μία εκ των τριών κατηγοριών μεταβολής που καταλήγουν σε TerraceGrey γειτνιάζει κατά ένα ποσοστό με τις κατηγορίες AsphaltDark και AsphaltLight τότε θα ταξινομηθεί σε αυτές. Αντίστοιχα, για τη διόρθωση των κατηγοριών μεταβολής που καταλήγουν σε TerraceGrey εφόσον θα έχουν αφαιρεθεί κάποια αντικείμενα από την προηγούμενη διαδικασία, πραγματοποιείται ξανά η ταξινόμησή τους βάσει της λογικής ότι αν στο κατώτερο επίπεδο ένα αντικείμενο ανήκει σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε TerraceGrey και στο ανώτερο επίπεδο δεν ανήκει στις κατηγορίες AsphaltDark και AsphaltLight, τότε θα ταξινομηθεί στην αντίστοιχη κατηγορία μεταβολής σε TerraceGrey.

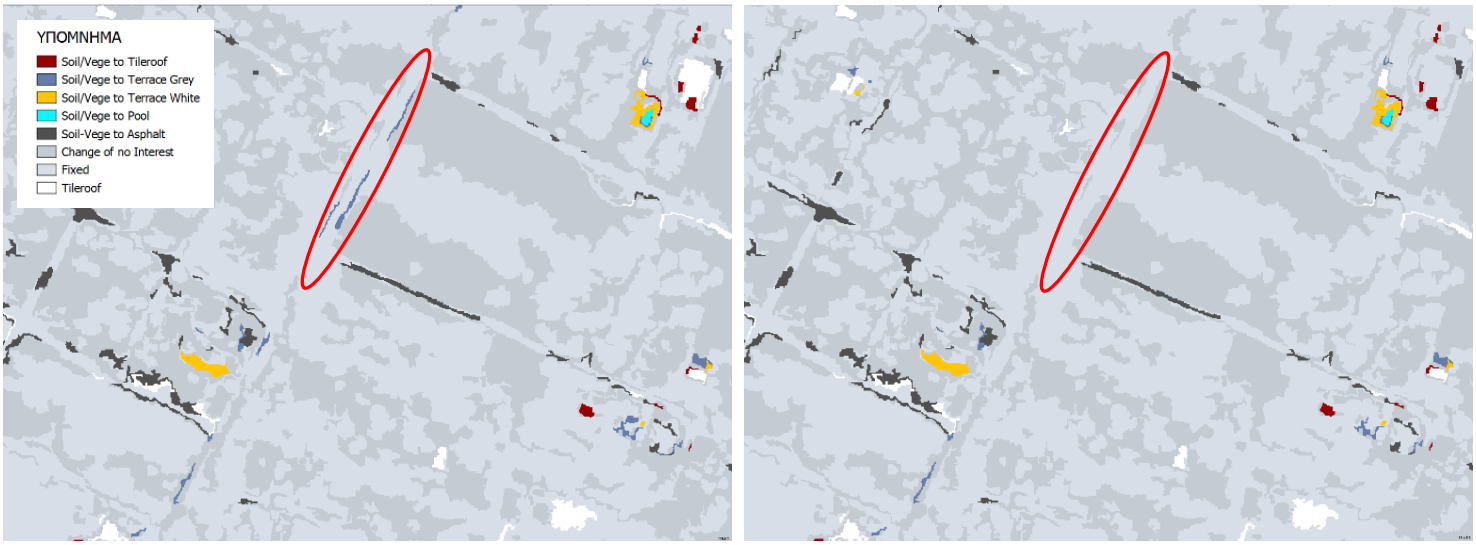
Όπως φαίνεται και στον πίνακα σύγχυσης παρακάτω (Πίνακας 5.4) η ακρίβεια βελτιώνεται ελάχιστα, ενώ στον χάρτη πρόβλεψης μειώνονται αρκετά τα σφάλματα από λανθασμένη ταξινόμηση σκουρόχρωμης/ανοιχτόχρωμης ασφάλτου σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε γκρι πλακοσκεπές κτίσμα (Εικόνα 5.23).

Κατηγορία	Κανόνας			Συνάρτηση Συμμετοχής	Διάστημα ασάφειας	
					Αριστερό Όριο	Δεξί Όριο
SoilDark_TerraceGrey	And	Existence of sub objects SoilDark_TerraceGrey			0	1
		Or	Not AsphaltDark	-	-	-
			Not AshpaltLight	-	-	-
VegeDense_TerraceGrey	And	Existence of sub objects VegeDense_TerraceGrey			0	1
		Or	Not AsphaltDark	-	-	-
			Not AshpaltLight	-	-	-
VegeLow_TerraceGrey	And	Existence of sub objects VegeLow_TerraceGrey			0	1
		Or	Not AsphaltDark	-	-	-
			Not AshpaltLight	-	-	-
AsphaltDark	And	Or	Existence of sub objects SoilDark_TerraceGrey		0	1
			Existence of sub objects VegeDense_TerraceGrey		0	1
			Existence of sub objects VegeLow_TerraceGrey		0	1
		Rel. Border to AsphaltDark			0.1	0.2
AsphaltLight	And	Or	Existence of sub objects SoilDark_TerraceGrey		0	1
			Existence of sub objects VegeDense_TerraceGrey		0	1
			Existence of sub objects VegeLow_TerraceGrey		0	1
		Rel. Border to AsphaltDark			0.1	0.2





Εικόνα 5.22: Δημιουργία κανόνων για σωστή ταξινόμηση κατηγοριών σκουρόχρωμης/ανοιχτόχρωμης ασφάλτου που ταξινομήθηκε λανθασμένα σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε γκρι πλακοσκεπές κτίσμα



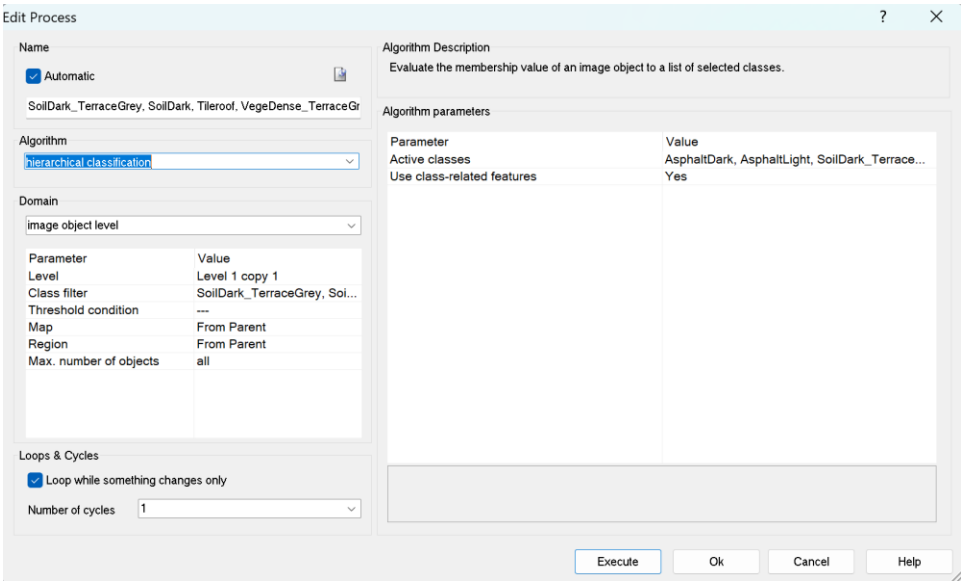
Εικόνα 5.23: Βελτίωση αποτελέσματος ταξινόμησης – ορθή ταξινόμηση κατηγοριών ανοιχτόχρωμης/σκουρόχρωμης ασφάλτου που είχε ταξινομηθεί σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε γκρι πλακοσκεπές κτίσμα

Στη συνέχεια παρουσιάζεται ο πίνακας σύγχυσης του τελευταίου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition. Η συνολική ακρίβεια ανήλθε σε ποσοστό 90.96%, ενώ και τα ποσοστά των δεικτών Producer's και User's Accuracy που αφορούν τις κατηγορίες μεταβολών ενδιαφέροντος έχουν παρουσιάσει βελτίωση.

Reference Class	Pool_SoilLight	SoilLight_Tileroof	SoilDark_Tileroof	VegeDense_Tileroof	VegeLow_Tileroof	Cement_Tileroof	VegeDense_TerraceGrey	VegeLow_TerraceGrey	SoilDark_TerraceGrey	VegeDense_TerraceWhite	VegeLow_TerraceWhite	SoilDark_TerraceWhite	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	TerraceWhite_Tileroof	TerraceGrey_Tileroof	VegeDense_VegeLow	SoilDark_VegeLow	SoilLight_VegeLow	VegeDense_SoilLight	VegeLow_SoilLight	SoilDark_SoilLight	VegeDense_SoilDark	VegeLow_SoilDark	SoilLight_SoilDark	Tileroof_TerraceGrey	TerraceWhite_TerraceGrey	Tileroof_TerraceWhite	TerraceGrey_TerraceWhite	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	BurntBarelands_VegeLow	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	VegeDense	VegeLow	SoilDark	SoilLight	TerraceGrey	TerraceWhite	Greenhouse	Waterbodies	Pool	AsphaltLight	AsphaltDark	Court	Ellenit	Shadow	MixedVegeSoil	MixedVegeSoil_Soil	Soil_MixedVegeSoil	Sum
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SoilLight_Tileroof	0	280	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	376
SoilDark_Tileroof	0	0	428	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	82	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	152	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	668
VegeDense_Tileroof	0	0	2	83	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	56	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	176
VegeLow_Tileroof	0	0	1	16	142	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	271
Cement_Tileroof	0	0	0	0	0	136	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	228
VegeDense_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	29	55	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	84
VegeLow_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	38	26	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	79
SoilDark_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	77	0	0	39	0	1	95	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	212
VegeDense_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	160	87	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	247
VegeLow_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	73	99	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	177
SoilDark_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	534	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	578
Vege_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19
Soil_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	86
Soil_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	53	0	0	0	0	0	514	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	1	0	13	586
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TerraceWhite_Tileroof	0	27	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	330	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	371
TerraceGrey_Tileroof	0	0	0	0	0	124	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	238	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	96	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	466
VegeDense_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39
SoilDark_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	12812	10	0	0	10	0	14	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12849
SoilLight_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2009	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2009
VegeDense_SoilLight	0	0	0	14	34	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	155	31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	235
VegeLow_SoilLight	0	0	0	0	4	0	0	0	0	56	3	12	0	0	0	27	0	0	0	0	0	26	161	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	292
SoilDark_SoilLight	0	0	128	0	2	3	0	0	0	1	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	770	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	3	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	19	0	0	972
VegeDense_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	98
VegeLow_SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	12	0	0	26	0	19	237	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	302
SoilLight_SoilDark	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	44
Tileroof_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	64
TerraceWhite_TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	230	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	246
Tileroof_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	63
TerraceGrey_TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	544	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	69	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	614
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2011	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2019
VegeBurnt_Soil	0	0	43	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	71	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	166	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	24	0	0	82	0	0	0	0	0	0	414
BurntBarelands_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	132	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	133
Pool_Cement	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	47	0	0	0	0	0	0	0	0	84
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Soil_Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	319	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	319
Tileroof	0	3	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6536	0	0	0	22	2	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	1	6586
VegeDense	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6470	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	6480
VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	116	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14	2249	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2379
SoilDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	227	0	0	0	0	0	0	50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	161	0	0	1716	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	188	49	2394
SoilLight	0	137	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	39	0	0	0	0	0	0	0	0	51	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	383	0	0	20	1721	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	6	7	2402
TerraceGrey	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	85	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	846	0	0	112	0	0	8	0	68	0	0	0	0	1134
TerraceWhite	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	519	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	534
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	119	6	444	0	0	31	0	0	0	0	0	0	0	650
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	449	0	0	0	0	0	0	0	0	0	451
Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	43	0	0	0	0	0	0	0	0	43
AsphaltLight	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	88	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	882	57	0	0	0	0	0	0	1039
AsphaltDark	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	1064	0	44	0	0	0	0	1117
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	398	0	0	0	0	0	434
Ellenit	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1428	0	0	0	0	1428
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	6
MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	383	17	4	431
MixedVegeSoil_Soil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	833	0	914
Soil_MixedVegeSoil	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	92	93
unclassified	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Sum	3	449	618	113	214	277	67	81	130	292	200	623	63	35	671	31	360	348	159	13051	2019	265	308	940	83	285	155	64	354	94	693	2012	168	134	35	23	321	7449	6488	2250	1779	1751	975	525	523	594	90	950	1218	406	1544	16	429	1044	166	
Producer	0	0.624	0.693	0.735	0.664	0.491	0.433	0.321	0.592	0.548	0.495	0.857	0.302	0.971	0.766	0	0.917	0.684	0.245	0.982	0.995	0.585	0.523	0.819	0.771	0.832	0.271	1	0.65	0.67	0.785	1	0.988	0.985	1	0	0.994	0.877	0.997	1	0.965	0.983	0.868	0.989	0.849	0.756	0.478	0.928	0.874	0.98	0.925	0.375	0.893	0.798	0.554	
User	undefine	0.745	0.641	0.472	0.524	0.596	0.345	0.329	0.363	0.648	0.559	0.924	1	0.395	0.877	undefir	0.889	0.511	1	0.997	1	0.66	0.551	0.792	0.653	0.785	0.955	1	0.935	1	0.886	0.996	0.401	0.992	0.417	undefir	1	0.992	0.998	0.945	0.717	0.716	0.746	0.972	0.683	0.996	1	0.849	0.953	0.917	1	1	0.889	0.911	0.989	
Hellden	0	0.679	0.666	0.574	0.586	0.539	0.384	0.325	0.45	0.594	0.525	0.889	0.463	0.562	0.818	0	0.903	0.585	0.394	0.989	0.998	0.62	0.537	0.805	0.707	0.807	0.422	1	0.767	0.803	0.832	0.998	0.57	0.989	0.588	0	0.997	0.931	0.998	0.972	0.822	0.829	0.802	0.98	0.757	0.859	0.647	0.887	0.911	0.948	0.961	0.545	0.891	0.851	0.71	
Short	0	0.514	0.499	0.403	0.414	0.369	0.238	0.194	0.291	0.422	0.356	0.801	0.302	0.391	0.692	0	0.823	0.413	0.245	0.979	0.995	0.449	0.367	0.674	0.547	0.677	0.268	1	0.622	0.67	0.713	0.996	0.399	0.978	0.417	0	0.994	0.872	0.996	0.945	0.698	0.708	0.67	0.961	0.609	0.753	0.478	0.797	0.837	0.9	0.925	0.375	0.803	0.74	0.551	
KIA Per Class	0	0.621	0.689	0.734	0.662	0.489	0.432	0.32	0.591	0.546	0.493	0.856	0.301	0.971	0.763	0	0.916	0.681	0.245	0.976	0.995	0.583	0.52	0.816	0.771	0.831	0.27	1	0.648	0.67	0.783	0.999	0.988	0.985	1	0	0.994	0.86	0.997	1	0.963	0.982	0.865	0.988	0.847	0.754	0.477	0.927	0.871	0.98	0.923	0.375	0.892	0.794	0.553	
Overall Accuracy	0.9096																																																						
KIA	0.8995																																																							

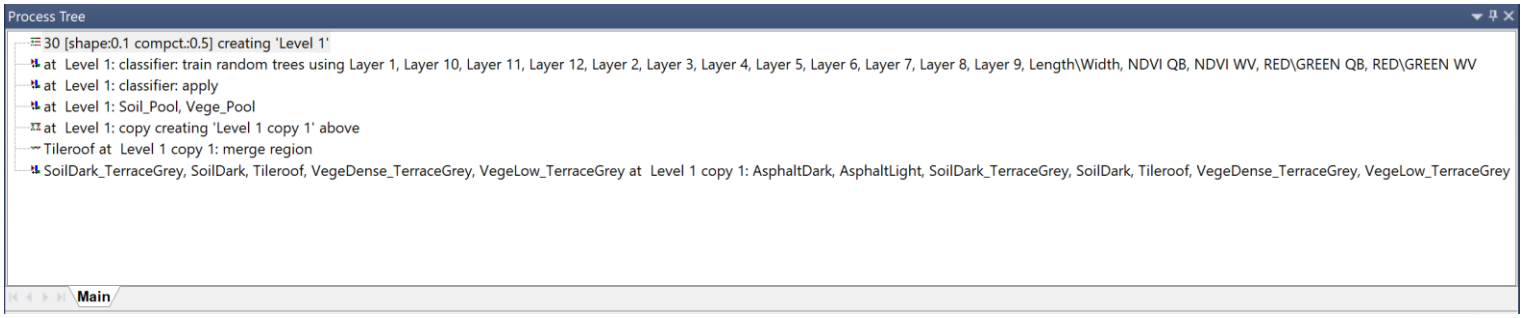
Πίνακας 5.4: Πίνακας σύγχυσης (Confusion Matrix) 4ου πειράματος ταξινόμησης στο eCognition

Να σημειωθεί σε αυτό το σημείο ότι ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε για την μεταταξινόμηση όλων των κατηγοριών του τέταρτου πειράματος είναι ο αλγόριθμος της ιεραρχικής ταξινόμησης (hierarchical classification). Στο παράθυρο edit process του αλγορίθμου στο class filter συμπεριλήφθηκαν οι κατηγορίες SoilDark_TerraceGrey, VegeDense_TerraceGrey, VegeLow_TerraceGrey, SoilDark και Tileroof, ενώ στο πεδίο Active classes συμπεριλήφθηκαν όλες οι παραπάνω κατηγορίες και επιπλέον οι κατηγορίες AsphaltDark και AsphaltLight (Εικόνα 5.24).



Εικόνα 5.24: Δημιουργία process για τη διενέργεια ιεραρχικής ταξινόμησης σε συγκεκριμένες κατηγορίες

Επίσης παρατίθεται και το παράθυρο του Process Tree όπου περιγράφονται όλα τα βήματα που ακολουθήθηκαν καθ΄ όλη τη διαδικασία κατάτμησης και ταξινόμησης της εικόνας (Εικόνα 5.25):



Εικόνα 5.25: Process Tree στο eCognition

Τα αποτελέσματα της ταξινόμησης έπειτα από τη χρήση κανόνων είναι αρκετά ικανοποιητικά και σαφώς πιο βελτιωμένα σε σχέση με την ταξινόμηση που βασίστηκε μόνο στη χρήση του αλγορίθμου Random Trees. Παρ’ όλα αυτά συνεχίζουν να υπάρχουν αντικείμενα διαφορετικών κατηγοριών που συγχέονται μεταξύ τους, όπως για παράδειγμα κατηγορίες εδάφους που ταξινομήθηκαν ως κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε άσφαλτο κ.ά. Ενδεχομένως ο πειραματισμός με περαιτέρω κανόνες και σε άλλες

κατηγορίες θα βελτίωνε κι άλλο το αποτέλεσμα. Καθώς όμως η διαδικασία που ακολουθείται στο eCognition για τη βελτίωση των αποτελεσμάτων της ταξινόμησης απαιτεί πολύ χρόνο και πολλούς πειραματισμούς από τον φωτοερμηνευτή δεν επιδιώχθηκε επιπλέον βελτίωση του αποτελέσματος καθώς ξεφεύγει από τα πλαίσια της παρούσας εργασίας. Τέλος, αξίζει να αναφερθεί ότι η δημιουργία ενός ανώτερου επιπέδου και ο συνδυασμός του με το αρχικό επίπεδο για διάφορες κατηγορίες βοήθησε πολύ τη διαδικασία και την επίτευξη του στόχου που ήταν η βελτίωση της αρχικής ταξινόμησης με Random Trees.

5.6 Ομαδοποίηση κατηγοριών

Στο στάδιο αυτό πραγματοποιήθηκε ομαδοποίηση (aggregation) των 55 κλάσεων κάλυψης γης σε 27 νέες κατηγορίες με παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά όπως και στην προηγούμενη μεθοδολογική προσέγγιση και δημιουργήθηκε ένας καινούριος πίνακας σύγχυσης. Σκοπός είναι να διαπιστωθεί κατά πόσο μπορούν να βελτιωθούν τα ποσοστά των δεικτών Ακρίβειας του Παραγωγού και Αξιοπιστίας του Χρήστη, καθώς υπάρχουν κατηγορίες παρεμφερείς μεταξύ τους, οι οποίες ναι μεν παρουσίασαν μικρά ποσοστά, αλλά είχαν επικάλυψη κυρίως μεταξύ τους. Η επεξεργασία του πίνακα σύγχυσης πραγματοποιήθηκε σε περιβάλλον Excel και τα αποτελέσματα παρουσιάζονται παρακάτω στον Πίνακα 5.5.

Reference Class	Soil_Tileroof	Vege_Tileroof	Vege_Terrace	Soil_Terrace	Vege_Pool	Soil_Pool	Soil_Asphalt	Vege_Asphalt	Terrace_Tileroof	Tileroof_Terrace	Soil_Vege	Vege_Soil	VegeBurnt_VegeLow	VegeBurnt_Soil	Pool_SoilLight	Pool_Cement	Cement_Pool	Soil_Court	Tileroof	Vege	Soil	Terrace	Greenhouse	Waterbodies	Asphalt	Court	Shadow	Sum	PA
Soil_Tileroof	708	1	0	0	0	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	163	0	145	0	0	0	0	0	0	1044	67.82
Vege_Tileroof	3	272	0	0	0	0	0	0	2	0	0	170	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	447	60.85
Vege_Terrace	0	0	567	5	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	587	96.59
Soil_Terrace	0	0	11	650	0	1	95	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	790	82.28
Vege_Pool	0	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	100.00
Soil_Pool	0	0	0	0	29	34	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	86	39.53
Soil_Asphalt	0	0	0	53	0	0	514	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	4	0	0	0	0	0	586	87.71
Vege_Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-
Terrace_Tileroof	27	0	0	0	0	0	0	0	882	0	0	0	0	0	0	0	0	0	156	0	0	0	0	0	0	0	0	1065	82.82
Tileroof_Terrace	0	0	0	0	0	0	0	0	0	127	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	127	100.00
Soil_Vege	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14965	14	1	0	0	0	0	0	0	1	10	0	0	0	0	0	0	14991	99.83
Vege_Soil	0	52	60	12	0	0	0	31	0	0	12	753	0	0	0	0	0	0	4	0	3	0	0	0	0	0	0	927	81.23
VegeBurnt_VegeLow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2011	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	1	2019	99.60
VegeBurnt_Soil	43	0	1	0	0	0	0	0	71	0	0	0	0	166	0	0	0	0	0	0	27	0	0	24	82	0	0	414	40.10
Pool_SoilLight	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-
Pool_Cement	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	35	0	0	0	0	0	0	0	47	0	0	0	84	41.67
Cement_Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-
Soil_Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	319	0	0	0	0	0	0	0	0	0	319	100.00
Tileroof	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6536	0	23	2	0	0	0	6	0	6586	99.24
Vege	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8889	0	0	0	0	0	0	9	8898	99.90
Soil	267	2	1	28	0	0	39	0	3	0	227	4	0	2	0	0	0	0	590	0	6041	0	0	0	44	2	0	7250	83.32
Terrace	0	0	0	5	0	0	15	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3736	79	112	8	0	0	3956	94.44
Greenhouse	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	167	444	0	31	0	0	650	68.31
Waterbodies	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	492	0	0	0	494	99.60
Asphalt	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	143	0	9	2003	0	0	2156	92.90
Court	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	0	0	398	0	434	91.71
Shadow	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	6	100.00
Sum	1067	327	640	753	63	35	671	31	985	158	15204	941	2012	168	3	35	23	321	7449	8897	6264	4091	523	684	2168	406	16	53935	
UA	66.35	83.18	88.59	86.32	30.16	97.14	76.60	0.00	89.54	80.38	98.43	80.02	99.95	98.81	0.00	100.00	0.00	99.38	87.74	99.91	96.44	91.32	84.89	71.93	92.39	98.03	37.50	OA:	93.76

Πίνακας 5.5: Confusion Matrix έπειτα από aggregation κατηγοριών

6. Συγκριτική αξιολόγηση των δύο μεθόδων που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση μεταβολών ανθρωπογενών κατασκευών

Στο κεφάλαιο αυτό πραγματοποιείται σύγκριση της μεθόδου ανίχνευσης μεταβολών με χρήση του ταξινομητή Random Forest και της μεθόδου ανίχνευσης μεταβολών με αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας (Object Based Image Analysis). Για το σκοπό αυτό παρατίθενται πίνακες και οπτικά παραδείγματα από τις καλύτερες ταξινομήσεις που προέκυψαν από την κάθε μέθοδο και παρουσιάζονται τα μειονεκτήματα και πλεονεκτήματα της κάθε μεθόδου. Υπενθυμίζεται ότι η καλύτερη ταξινόμηση βάσει της πρώτης μεθοδολογίας με χρήση του ταξινομητή Random Forest προέκυψε από το τέταρτο πείραμα εκ των πέντε που διενεργήθηκαν συνολικά.

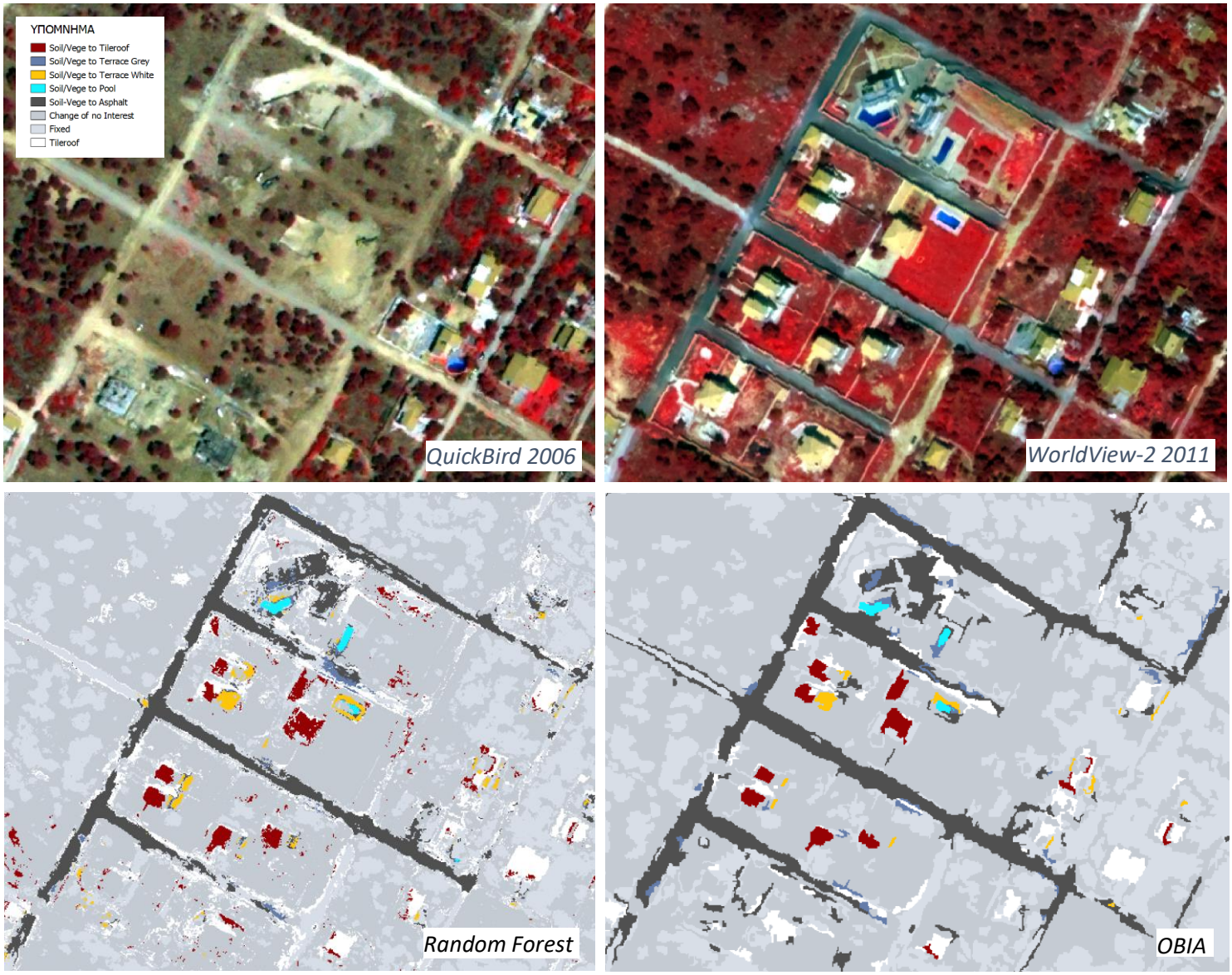
Στον πίνακα που ακολουθεί (Πίνακας 6.1) παρουσιάζονται οι δείκτες αξιολόγησης Ακρίβειας του Παραγωγού (Producer’s Accuracy) και Αξιοπιστίας του χρήστη (User’s Accuracy) για τις κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος (δηλαδή για τις κατηγορίες μεταβολών που καταλήγουν σε ανθρωπογενείς κατασκευές – κτίσματα, δρόμοι πισίνες), καθώς και η συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) και ο δείκτης kappa των δύο μεθόδων:

	SoilLight_Tileroof	**SoilDark_Tileroof**	**VegeDense_Tileroof**	**VegeLow_Tileroof**	**VegeDense_TerraceGrey**	**VegeLow_TerraceGrey**	**SoilDark_TerraceGrey**	**VegeDense_TerraceWhite**	**VegeLow_TerraceWhite**	**SoilDark_TerraceWhite**	**Vege_Pool**	**Soil_Pol**	**Soil_Asphalt**	**Vege_Asphalt**
Producer's Accuracy RF	58.35	62.46	52.21	36.45	38.81	55.56	60.00	59.25	42.00	88.92	87.30	54.29	70.64	74.19
Producer's Accuracy OBIA	62.36	69.26	73.45	66.36	43.28	32.10	59.23	54.79	49.50	85.71	30.16	97.14	76.60	0.00
User's Accuracy RF	69.68	67.96	39.07	38.61	28.57	66.18	32.77	66.03	53.50	85.10	100.00	70.37	86.34	46.94
User's Accuracy OBIA	74.47	64.07	47.16	52.40	34.52	32.91	36.32	64.78	55.93	92.39	100.00	39.53	87.71	-
Overall Accuracy RF	90.40													
Overall Accuracy OBIA	90.96													
Kappa Index RF	89.30													
Kappa Index OBIA	89.95													
Overall Accuracy RF Aggregation	92.57													
Overall Accuracy OBIA Aggregation	93.76													

Πίνακας 6.1: Producer’s Accuracy, User’s Accuracy και Overall Accuracy για τις κατηγορίες ενδιαφέροντος των δύο μεθοδολογιών που χρησιμοποιήθηκαν για την ανίχνευση μεταβολών που καταλήγουν σε ανθρωπογενείς κατασκευές

Όπως φαίνεται και στον παραπάνω πίνακα η μέθοδος OBIA έδωσε καλύτερα αποτελέσματα στους δείκτες PA και UA όσον αφορά τις μεταβολές που καταλήγουν από έδαφος/βλάστηση σε κεραμοσκεπή κτίσματα. Καλύτερα αποτελέσματα με OBIA και στους δύο δείκτες παρουσίασαν και οι κατηγορίες μεταβολής από πυκνή βλάστηση σε γκρι πλακοσκεπές κτίσμα, από χαμηλή βλάστηση σε λευκό πλακοσκεπές κτίσμα και από έδαφος σε άσφαλτο. Η μέθοδος με RF παρουσίασε καλύτερα αποτελέσματα και στους δύο δείκτες PA και UA στις κατηγορίες μεταβολής από χαμηλή βλάστηση σε

γκρι πλακοσκεπές κτίσμα και από πυκνή βλάστηση σε λευκό πλακοσκεπές κτίσμα καθώς και στην κατηγορία μεταβολής από βλάστηση σε άσφαλτο. Να σημειωθεί ότι στην κατηγορία μεταβολής από βλάστηση σε άσφαλτο ή μέθοδος με OBIA έδωσε μηδενικούς δείκτες PA και UA, ενδεχομένως γιατί τα δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου ήταν πολύ λίγα σε πλήθος και συγκεκριμένα 4. Όσον αφορά τον δείκτη Kappa και τη συνολική ακρίβεια (Overall Accuracy) η μέθοδος με OBIA δίνει ελάχιστα πιο βελτιωμένα αποτελέσματα με τιμές 89.95% και 90.96% αντίστοιχα, έναντι της μεθόδου με χρήση RF με τιμές 89.30% και 90.40% αντίστοιχα. Σε γενικές γραμμές, όσον αφορά όλους τους δείκτες και των δύο μεθόδων τα αποτελέσματα πλησίασαν αρκετά μεταξύ τους γεγονός που αναμένεται να οδηγήσει και σε παρόμοια αποτελέσματα και στους χάρτες πρόβλεψης.



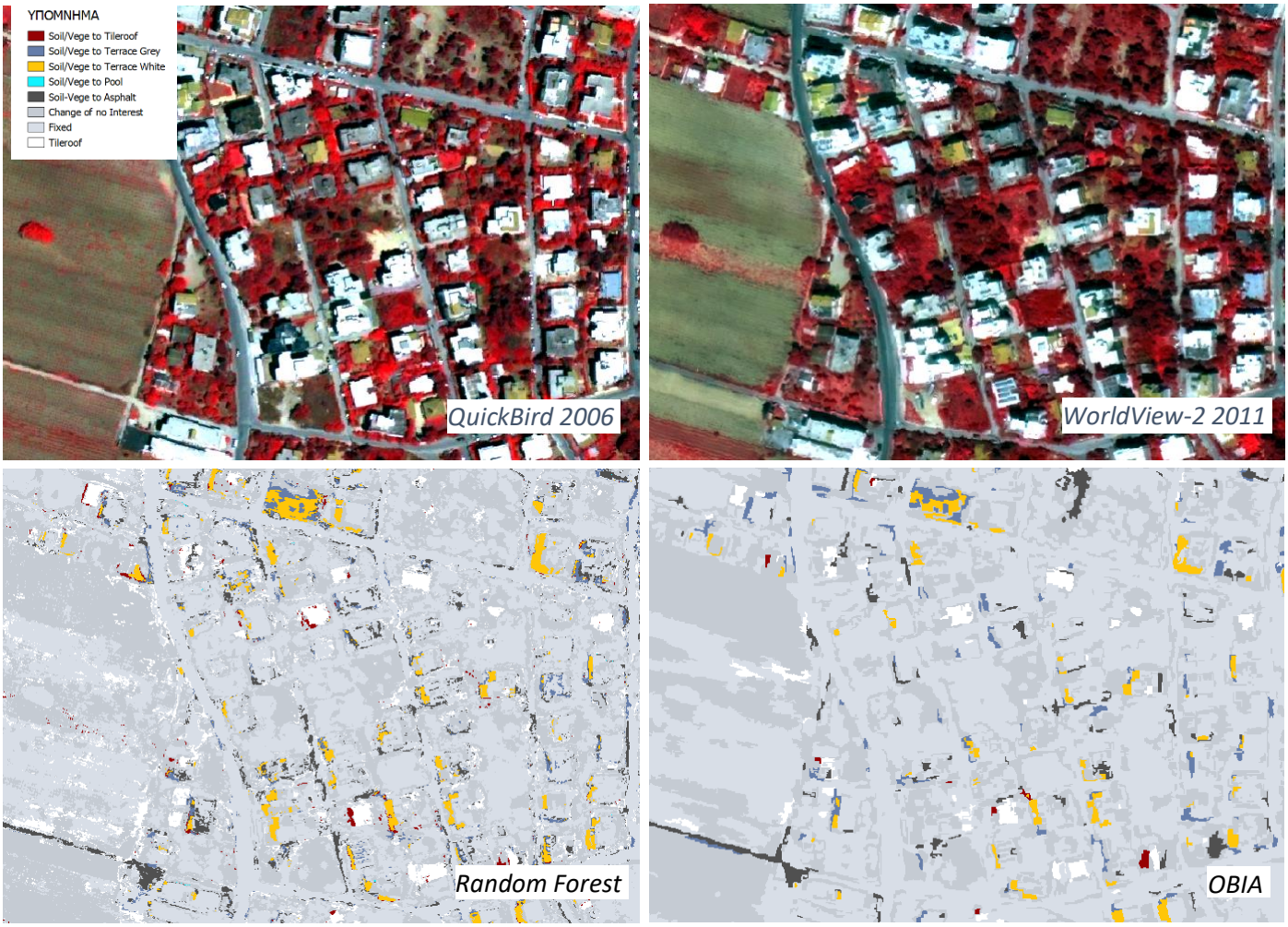
Εικόνα 6.1: Συγκριτική αξιολόγηση των δύο μεθόδων ανίχνευσης μεταβολών – ορθή ανίχνευση μεταβολών σε ανθρωπογενείς κατασκευές – φαινόμενο salt and pepper effect στο χάρτη πρόβλεψης της μεθόδου με χρήση του ταξινομητή Random Forest

Συγκρίνοντας τα αποσπάσματα από τους χάρτες πρόβλεψης παρατηρείται ότι γενικά και οι δύο μέθοδοι έχουν οδηγήσει ως επί το πλείστον σε επιτυχή ανίχνευση των ίδιων νέων κτισμάτων/δρόμων/πισίνων. Η μέθοδος με OBIA, όπως ήταν αναμενόμενο, έδωσε καλύτερα σχήματα των αντικειμένων σε σχέση με τον RF όπως φαίνεται και στις παραπάνω εικόνες. Επιπλέον, στο χάρτη πρόβλεψης της μεθόδου με χρήση του RF παρατηρείται έντονο το φαινόμενο salt and pepper effect. Το φαινόμενο αυτό προκαλείται λόγω υψηλής ετερογένειας μεταξύ γειτονικών εικονοστοιχείων. Δεδομένου ότι κάθε εικονοστοιχείο αντιμετωπίζεται μεμονωμένα από τους γείτονές του στη μέθοδο με RF, πολλά γειτονικά pixel ταξινομούνται συχνά σε διαφορετικές κλάσεις, παρόλο που παρουσιάζουν παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά (Εικόνα 6.1).

Εικόνα 6.2: Συγκριτική αξιολόγηση των δύο μεθόδων ανίχνευσης μεταβολών – καλύτερη ανίχνευση νέων δρόμων με OBIA – θόρυβος λόγω λανθασμένης ταξινόμησης κατηγοριών εδάφους σε κεραμοσκεπές κτίσμα με RF – θόρυβος λόγω λανθασμένης ταξινόμησης κατηγοριών εδάφους σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε άσφαλτο με OBIA

Στα προηγούμενα κεφάλαια σχολιάστηκε και στις δύο μεθόδους το πρόβλημα που παρουσιαζόταν λόγω λανθασμένης ταξινόμησης κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος στην σταθερή κατηγορία Tileroof, αλλά και σε κατηγορίες μεταβολής που καταλήγουν σε κεραμοσκεπές κτίσμα. Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 6.2 το φαινόμενο αυτό περιορίστηκε σημαντικά με τη μέθοδο OBIA σε αντίθεση με τη μέθοδο ανίχνευσης μεταβολών με RF όπου εξακολουθεί να είναι έντονο. Επιπλέον, αν και με OBIA έγινε πιο επιτυχής η ανίχνευση νέων δρόμων όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα (Εικόνα 6.2), δημιουργείται έντονος θόρυβος από τη λανθασμένη ταξινόμηση κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε άσφαλτο.

Και στις δύο μεθόδους προέκυψαν σφάλματα λόγω της κακής αντιστοίχισης των εικόνων (Εικόνα 6.3). Όπως προαναφέρθηκε σε προηγούμενα εδάφια, η κακή αντιστοίχιση των δύο εικόνων σε ορισμένα σημεία έχει δημιουργήσει εκτροπές ανάμεσα σε κτίρια που υφίστανται και στις δύο χρονολογίες. Αυτή η απόκλιση έχει ως αποτέλεσμα οι επιφάνειες στις οποίες υπάρχει η εκτροπή των κτισμάτων να παρουσιάζονται λανθασμένα στον χάρτη πρόβλεψης ως μεταβολές ενδιαφέροντος.



Εικόνα 6.3: Λανθασμένη ταξινόμηση επιφανειών με κτίσματα σε κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος λόγω κακής αντιστοίχισης των εικόνων

Πέρα από το γεγονός ότι μια καλύτερη αντιστοίχιση των εικόνων θα ευνοούσε το αποτέλεσμα της ταξινόμησης, ενδεχομένως να βοηθούσε και η δημιουργία κανόνων με τη μέθοδο OBIA για την εξάλειψη του θορύβου. Καθώς, όμως, η διαδικασία αυτή θα απαιτούσε πολύ χρόνο και ξεφεύγει από τα πλαίσια της παρούσας εργασίας δεν επιχειρήθηκε.

Τέλος, αξίζει να αναφερθεί ότι η μέθοδος με OBIA απαιτεί περισσότερο χρόνο και κόπο από τον φωτοερμηνευτή, καθώς η εύρεση των κατάλληλων κανόνων που θα οδηγήσουν στο επιθυμητό αποτέλεσμα είναι μια χρονοβόρα διαδικασία. Ενδεχομένως, όμως, ο πειραματισμός με περισσότερους κανόνες να βελτίωνε ακόμα περισσότερο την ταξινόμηση με OBIA και να είχαμε ένα ακόμα καλύτερο αποτέλεσμα συγκριτικά με τη μέθοδο με χρήση του ταξινομητή RF.

7. Συμπεράσματα και προοπτικές

7.1 Συμπεράσματα

Η παρούσα εργασία είχε σκοπό την ανίχνευση μεταβολών που καταλήγουν σε ανθρωπογενείς κατασκευές (κτίσματα, δρόμοι, πισίνες) με δύο διαφορετικές προσεγγίσεις. Συγκεκριμένα, αναπτύχθηκαν μεθοδολογίες με τον αλγόριθμο μηχανικής μάθησης Random Forest και με αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας (OBIA) και ακολούθησε σύγκριση των δύο μεθοδολογιών. Οι μεταβολές μελετήθηκαν σε περιοχή της Ανατολικής Αττικής που καλύπτει τμήματα των Δήμων Σπάτων-Αρτέμιδος και Ραφήνας-Πικερμίου.

Απαραίτητη προϋπόθεση για την εκπαίδευση (train) και τον έλεγχο (test) του αλγορίθμου που θα ανιχνεύει τις επιθυμητές μεταβολές των χρήσεων γης ήταν η δημιουργία των δεδομένων αναφοράς (Ground Truth), δηλαδή η δημιουργία ψηφιοποιημένων πολυγώνων που σχετίζονται με πραγματικά χαρακτηριστικά και στοιχεία του εδάφους. Όσον αφορά τη μέθοδο με χρήση του ταξινομητή Random Forest διενεργήθηκαν συνολικά 5 πειράματα στα οποία ο διαχωρισμός σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου έγινε σε επίπεδο πολυγώνου και με αναλογία περίπου ίση με 70%-30% αντίστοιχα. Μετά την υλοποίηση του κάθε πειράματος εντοπίζονταν τα προβλήματα και τα σφάλματα της ταξινόμησης ποσοτικά (Confusion Matrix) και ποιοτικά (χάρτης πρόβλεψης) και πραγματοποιούταν διόρθωση των δεδομένων του Ground Truth και λήψη νέων δεδομένων κυρίως σε περιοχές που παρουσίασαν λανθασμένες ταξινομήσεις. Σταδιακά οι τιμές των δεικτών αξιολόγησης (Producer's Accuracy & User's Accuracy) και οι χάρτες πρόβλεψης παρουσίασαν βελτίωση και διορθώθηκαν σε σημαντικό βαθμό οι επικαλύψεις που υπήρχαν μεταξύ διαφόρων κατηγοριών κάλυψης γης με παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά. Καλύτερα αποτελέσματα έδωσε το 4^{ο} πείραμα με τη συνολική ακρίβεια της ταξινόμησης να φτάνει το 90.4%. Η μεθοδολογική προσέγγιση ανίχνευσης μεταβολών με Random Forest παρουσίασε ικανοποιητικά αποτελέσματα και κατόπιν του ποιοτικού ελέγχου της ταξινόμησης. Ο χάρτης πρόβλεψης του 4^{ου} πειράματος παρουσίασε σημαντική μείωση του θορύβου που δημιουργούταν κυρίως από λανθασμένες ταξινομήσεις κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος στη σταθερή κατηγορία κεραμοσκεπές κτίσμα και σε κατηγορίες μεταβολής ενδιαφέροντος που καταλήγουν σε κεραμοσκεπές κτίσμα. Έτσι, αναδείχθηκαν ορθά ως επί το πλείστον οι μεταβολές ενδιαφέροντος που καταλήγουν σε ανθρωπογενείς κατασκευές. Στο αποτέλεσμα αυτό συνέβαλλε, εκτός από την προσεκτική ψηφιοποίηση των δεδομένων αναφοράς, και η αποτελεσματική προεπεξεργασία των δεδομένων. Στο σημείο αυτό να αναφερθεί ότι η αντιστοίχιση δεν ήταν ικανοποιητική σε κάποια σημεία των εικόνων γεγονός που συντέλεσε στο να παρουσιάζονται εκτροπές σε κτίρια που υφίστανται και στις δύο χρονολογίες. Αυτή η απόκλιση είχε ως αποτέλεσμα οι επιφάνειες στις οποίες υπάρχει φαινομενική μετακίνηση των κτισμάτων να παρουσιάζονται λανθασμένα στον χάρτη πρόβλεψης ως μεταβολές ενδιαφέροντος.

Όσον αφορά τη μεθοδολογική προσέγγιση με OBIA, προκειμένου να έχει την ίδια βάση και να μπορούν να συγκριθούν τα αποτελέσματά της με εκείνα που προέκυψαν με Random Forest, χρησιμοποιήθηκε το

Ground Truth του 4^{ου} πειράματος της προηγούμενης μεθόδου και έγινε χρήση του αλγορίθμου Random Trees που παρέχεται στο λογισμικό eCognition. Η ταυτόχρονη επεξεργασία των δύο εικόνων σε αντικειμενοστραφές περιβάλλον κρίθηκε κατάλληλη για τον εντοπισμό μεταβολών που αφορούν ανθρωπογενείς κατασκευές. Σε αυτό συνέβαλλε και η χρήση των διάφορων χαρακτηριστικών και αλγορίθμων που παρέχονται στο eCognition καθώς και στο γεγονός ότι ο χρήστης μπορεί να επέμβει στο αποτέλεσμα της ταξινόμησης με τη χρήση κατάλληλων κανόνων. Η μέθοδος αυτή στηρίζεται σε σημαντικό βαθμό στους πειραματισμούς του χρήστη και απαιτεί κυκλική εφαρμογή διαδικασιών προκειμένου να επιτευχθεί το καλύτερο αποτέλεσμα. Σημαντικό ρόλο στη βελτίωση της ταξινόμησης έπαιξε και η εισαγωγή κατάλληλων χαρακτηριστικών στο process της εκπαίδευσης του αλγορίθμου με Random Trees (NDVI, Red/Green, Length/Width). Ξεκινώντας από μία απλή ταξινόμηση με Random Trees, εμπλουτίζοντάς την με τα κατάλληλα χαρακτηριστικά και στη συνέχεια χρησιμοποιώντας κανόνες για τη βελτίωσή της βελτιώθηκαν σημαντικά οι τιμές των δεικτών αξιολόγησης (Producer's Accuracy & User's Accuracy) και οι χάρτες πρόβλεψης με τη συνολική ακρίβεια να φτάνει το ποσοστό 90.96%. Και σε αυτή τη μέθοδο, ανιχνεύτηκαν ορθά ως επί το πλείστον οι μεταβολές ενδιαφέροντος, ενώ ο θόρυβος που προκαλούταν στους χάρτες πρόβλεψης λόγω λανθασμένης ταξινόμησης παρεμφερών κατηγοριών (κατηγορίες εδάφους που ταξινομήθηκαν σε κάποια κατηγορία που εμπεριέχει κεραμοσκεπές κτίσμα ή άσφαλτο) περιορίστηκε αρκετά. Αξίζει να αναφερθεί ότι η δυνατότητα δημιουργίας διαφορετικών επιπέδων ταξινόμησης στο eCognition και ο συνδυασμός μεταξύ τους βοήθησε πολύ τη διαδικασία και την επίτευξη του στόχου που ήταν η βελτίωση της αρχικής ταξινόμησης με Random Trees.

Λαμβάνοντας υπόψιν τα αποτελέσματα και των δύο μεθόδων προέκυψε ότι η μέθοδος με OBIA έδωσε ελάχιστα καλύτερες τιμές στους δείκτες PA και UA των περισσότερων κατηγοριών μεταβολής ενδιαφέροντος καθώς και στη συνολική ακρίβεια της ταξινόμησης. Σε γενικές γραμμές, όμως, τα αποτελέσματα των δύο μεθόδων πλησίασαν αρκετά μεταξύ τους γεγονός που οδήγησε και σε παρόμοια αποτελέσματα στους χάρτες πρόβλεψης. Και οι δύο μέθοδοι οδήγησαν ως επί το πλείστον σε επιτυχή ανίχνευση των ίδιων νέων κτισμάτων/δρόμων/πισίνων. Γενικά, στο χάρτη πρόβλεψης της μεθόδου με χρήση του RF παρατηρήθηκε έντονα το φαινόμενο "salt-and-pepper" effect, ενώ η μέθοδος με OBIA, όπως ήταν αναμενόμενο, έδωσε καλύτερα σχήματα των αντικειμένων λόγω και των δυνατοτήτων που προσφέρει το λογισμικό eCognition. Και στις δύο μεθόδους οι ταξινομήσεις παρουσίασαν σύγχυση παρεμφερών κατηγοριών κυρίως κατηγοριών εδάφους που καταλήγουν σε κεραμοσκεπές κτίσμα ή σε κατηγορία μεταβολής που εμπεριέχει κεραμοσκεπές κτίσμα. Ο θόρυβος από το φαινόμενο αυτό περιορίστηκε σημαντικά με τη μέθοδο OBIA σε αντίθεση με τη μέθοδο ανίχνευσης μεταβολών με RF όπου εξακολουθεί να είναι έντονο παρά τις όποιες βελτιώσεις. Επιπλέον, με τη μέθοδο OBIA ήταν περισσότερο επιτυχής η ανίχνευση νέων δρόμων, αν και παρουσίασε περισσότερο θόρυβο από τη λανθασμένη ταξινόμηση κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος σε κατηγορία μεταβολής που καταλήγει σε άσφαλτο. Αξίζει να αναφερθεί ότι μια καλύτερη αντιστοίχιση των εικόνων θα ευνοούσε το αποτέλεσμα της ταξινομήσεων και των δύο μεθόδων. Ενδεχομένως να βοηθούσε σε αυτό και η δημιουργία κανόνων με τη μέθοδο OBIA για την εξάλειψη του θορύβου. Καθώς, όμως, η διαδικασία αυτή θα απαιτούσε πολύ χρόνο και ξεφεύγει από τα πλαίσια της παρούσας εργασίας δεν επιχειρήθηκε. Τέλος, όπως προαναφέρθηκε σε προηγούμενο εδάφιο, η μέθοδος με OBIA απαιτεί περισσότερο χρόνο και κόπο από τον φωτοερμηνευτή, καθώς η εύρεση των κατάλληλων κανόνων που θα οδηγήσουν στο επιθυμητό

αποτέλεσμα είναι μια χρονοβόρα διαδικασία. Ενδεχομένως, όμως, ο πειραματισμός με περισσότερους κανόνες να βελτίωνε ακόμα περισσότερο την ταξινόμηση με OBIA και να είχαμε ένα ακόμα καλύτερο αποτέλεσμα συγκριτικά με τη μέθοδο με χρήση του ταξινομητή RF.

7.2 Προοπτικές

Η εφαρμογή πρόσθετων τεχνικών μηχανικής μάθησης ή βαθιάς μηχανικής μάθησης, η βελτιστοποίηση της εκπαίδευσης των ταξινομητών ως προς τις παραμέτρους τους και η προσθήκη περισσότερων βοηθητικών δεδομένων στη διαδικασία εκπαίδευσης είναι προτάσεις για την περαιτέρω προσπάθεια αυτόματης ανίχνευσης μεταβολών σε ανθρωπογενείς κατασκευές από δεδομένα τηλεπισκόπησης. Άλλοι αλγόριθμοι, συμπεριλαμβανομένων των Support Vector Machines (SVM) και των Artificial Neural Networks (ANN), θα μπορούσαν να δοκιμαστούν ως ταξινομητές.

Η παρούσα μεταπτυχιακή εργασία θα μπορούσε να βελτιωθεί ή και να επεκταθεί με τη μελέτη και την αξιολόγηση της ακριβούς μεθοδολογίας βασισμένης σε εικόνες που τραβήχτηκαν από άλλους δέκτες με υψηλότερη ραδιομετρική και χωρική ανάλυση, όπως WorldView-3, UAV ή σε περισσότερα δεδομένα από υπερφασματικούς δέκτες. Η χρήση του αλγορίθμου Boyer–Moore majority vote ενδεχομένως να βελτίωνε το αποτέλεσμα της μεθοδολογικής προσέγγισης που υλοποιήθηκε στην παρούσα εργασία με χρήση του ταξινομητή Random Forest.

Όσον αφορά τη μεθοδολογική προσέγγιση με OBIA οι προοπτικές και τα αποτελέσματα μιας τέτοιας ανάλυσης αναμφίβολα θα μπορούσαν να βελτιωθούν σημαντικά με την προσθήκη πρόσθετων αλγορίθμων και διαδικασιών, όπως η ανίχνευση αλλαγών με το MAD Components, μέθοδος που αναγνωρίζει τις αλλαγές εφαρμόζοντας στατιστικές μεθόδους συσχέτισης των ψηφιακών τιμών των δεδομένων μιας ημερομηνίας με αυτά της άλλης. Οι μελλοντικές εφαρμογές μεθοδολογιών που βασίζονται στην αντικειμενοστραφή ανάλυση εικόνας υπόσχονται πολλά, ιδιαίτερα για προβλήματα που αφορούν τον εντοπισμό αλλαγών, τα οποία έχουν υψηλές απαιτήσεις ακρίβειας αλλά και σημαντικές πηγές σφαλμάτων.

Το πρόβλημα της εκτροπής λόγω ύψους των κτισμάτων θα μπορούσε να αντιμετωπιστεί με τη δημιουργία μιας true ορθο-εικόνας της περιοχής για την αφαίρεση αυτού του παράγοντα σφάλματος. Η χρήση μιας τέτοιας εικόνας θα είχε αναμφισβήτητα ανώτερα αποτελέσματα αφού θα οδηγούσε σε απαλοιφή του σφάλματος λόγω των φαινομενικών μετακινήσεων των κτισμάτων. Η διαθεσιμότητα και η χρήση ενός ψηφιακού μοντέλου εδάφους θα μπορούσε να ενισχύσει σημαντικά μία τέτοιου είδους ανάλυση. Τα δεδομένα υψομέτρου είναι ιδιαίτερα χρήσιμα επειδή θα ενισχύσουν σημαντικά τα αποτελέσματα τέτοιων ερευνών και η ανίχνευση των κτισμάτων δε θα βασίζεται πλέον μόνο σε φασματικά δεδομένα. Τέτοιου είδους δεδομένα επιτρέπουν τον διαχωρισμό του εδάφους από κατασκευές με παρόμοια φασματικά χαρακτηριστικά, όπως για παράδειγμα, το διαχωρισμό κατηγοριών που εμπεριέχουν έδαφος με κατηγορίες που εμπεριέχουν κεραμοσκεπή κτίσματα.

Τελευταίο αλλά εξίσου σημαντικό, είναι η υλοποίηση και των δύο μεθοδολογικών προσεγγίσεων να εφαρμόζεται και να αξιολογείται σε διάφορες γεωγραφικές τοποθεσίες προκειμένου να εκτιμηθεί ο απαιτούμενος βαθμός παραμετροποίησης των μεταβλητών.

Η ανίχνευση μεταβολών ειδικά σε επίπεδο ανάπτυξης των περιαστικών περιοχών έχει αναμφίβολα μεγάλη σημασία για την ελληνική πραγματικότητα. Μια τέτοια ενδελεχής ανάλυση μπορεί να παράγει πολύ ικανοποιητικά αποτελέσματα και να παρέχει μια πολύ σαφή εικόνα του καθεστώτος κάλυψης γης που ίσχυε σε κάθε χρονική στιγμή, των ειδών των αλλαγών που βιώνει κάθε περιοχή και να θέσει τις βάσεις για μια συστηματική παρακολούθηση της ανάπτυξης του αστικού και περιαστικού ιστού της. Σε ένα ευρύτερο πλαίσιο μελέτης και έρευνας, μία τέτοια ανάλυση θα μπορούσε να αξιοποιηθεί και να αποτελέσει τη βάση για την προστασία προστατευόμενων περιοχών όπως παράκτιων και ορεινών περιοχών των οποίων η διατήρηση είναι σημαντική. Τα συστήματα γεωγραφικών πληροφοριών θα μπορούσαν να συνδυάσουν τα ευρήματα αυτών των ερευνών με δεδομένα από το Κτηματολόγιο, Δασαρχείο κ.λπ. για τον εντοπισμό αλλαγών. Η δημιουργία μιας βάσης δεδομένων με όλες τις διαθέσιμες πληροφορίες που προκύπτουν από μία τέτοια έρευνα και η τακτική ενημέρωσή της θα συντελούσε σε μια συστηματική και συντονισμένη παρακολούθηση και διερεύνηση της εξέλιξης των προς μελέτη περιοχών.

Βιβλιογραφία

Bayarjargal, Y., Karnieli, A., Bayasgalan, M., Khudulmur, S., Gandush, C., & Turker, C. J. (2006, November 15). A comparative study of NOAA-AVHRR derived drought indices using change vector analysis. *Remote Sensing of Environment, 105*, σσ. 9-22.

Belgiu, M., & Drăguţ, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 114*, σσ. 24-31.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning, 45*(1), σσ. 5-32.

Byrne, G. F., Crapper, P. F., & Mayo, K. K. (1980, November). Monitoring land-cover change by principal component analysis of multitemporal landsat data. *Remote Sensing of Environment, 10*(3), σσ. 175-184.

Chen, J., Gong, P., He, C., Pu, R., & Shi, P. (2003). Land-use/land-cover change detection using improved change-vector analysis. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 69*, σσ. 369-379.

Coppin, P., & Bauer, M. E. (1996). Digital change detection in forest ecosystems with remote sensing imagery. *Remote Sensing Reviews, 13*, σσ. 207-234.

Du, P., Samat, A., Waske, B., Liu, S., & Li, Z. (2015). Random Forest and Rotation Forest for fully polarized SAR image classification using polarimetric and spatial features. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 105*, σσ. 38-53.

eCognition Developer 9.0 User Guide. (2014, June 14). München, Germany: Trimble Documentation.

Ghosh, A., Fassnacht, F. E., Joshi, P. K., & Koch, B. (2014). A framework for mapping tree species combining hyperspectral and LiDAR data: Role of selected classifiers and sensor across three spatial scales. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 26*, σσ. 49-63.

Gislason, P. O., Benediktsson, J. A., & Sveinsson, J. R. (2006). Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters, 27*(4), σσ. 294-300.

Ham, J., Yangchi, C., Crawford, M. M., & Ghosh, J. (2005). Investigation of the random forest framework for classification of hyperspectral data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43*(3), σσ. 492-501.

Howarth, P. J., & Wickare, G. M. (1981). Procedures for change detection using Landsat digital data. *International Journal of Remote Sensing, 2*, σσ. 277-291.

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, 80*, σσ. 91-106.

Jianya, G., Haigang, S., Guorui, M., & Qiming, Z. (2008). A review of multi-temporal remote sensing data change detection algorithms. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 37*(B7), σσ. 757-762.

Johnson, R. D., & Kasischke, E. S. (1998). Change vector analysis: a technique for the multispectral monitoring of land cover and condition. *International Journal of Remote Sensing, 19*, σσ. 411-426.

Körting, T. S., Garcia Fonseca, L. M., & Câmara, G. (2013). GeoDMA—Geographic Data Mining Analyst. *Computers & Geosciences, 57*, σσ. 133-145.

Liu, H., & Zhou, Q. (2004). Accuracy analysis of remote sensing change detection by rule-based rationality evaluation with post-classification comparison. *International Journal of Remote Sensing, 25*(5), σσ. 1037-1050.

Lu, D., & Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing, 28*(5), σσ. 823-870.

Lu, D., Mausel, P., Brondízio, E., & Moran, E. (2004). Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing, 25*(12), σσ. 2365-2401.

Ludeke, A. K., Maggio, R. C., & Reid, L. M. (1990). An analysis of anthropogenic deforestation using logistic regression and GIS. *Journal of Environmental Management, 31*, σσ. 247-259.

Mas, J. F., & Flores, J. J. (2007). The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing, 29*, σσ. 617-663.

Millard, K., & Richardson, M. (2015). On the Importance of Training Data Sample Selection in Random Forest Image Classification: A Case Study in Peatland Ecosystem Mapping. *Remote Sensing, 7*(7), σσ. 8489-8515.

Mountrakis, G., Im, J., & Ogole, C. (2011). Support vector machines in remote sensing: a review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 66*(3), σσ. 247-259.

Nackaerts, K., Vaesen, K., Muys, B., & Coppin, P. (2005). Comparative performance of a modified change vector analysis in forest change detection. *International Journal of Remote Sensing, 26*, σσ. 839-852.

Nagabhatla, N., & Kühle, P. (2016). Tropical Agrarian landscape classification using high-resolution GeoEYE data and segmentation based approach. *European Journal of Remote Sensing, 49*, σσ. 623-642.

Niemeyer, J., Rottensteiner, F., & Soergel, U. (2014). Contextual classification of lidar data and building object detection in urban areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 87*, σσ. 152-165.

Nordberg, M. L., & Evertson, J. (2005). Vegetation index differencing and linear regression for change detection in a Swedish mountain range using Landsat TM and ETM+ imagery. *Land Degradation & Development, 16*, σσ. 139-149.

Padwick, C., Deskevich, M., Pacifici, F., & Smallwood, S. (2010). WorldView 2 pan-sharpening. *ASPRS, Annual Conference.* San Diego, California.

Pal, M. (2005). Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing, 26*(1), σσ. 217-222.

Quarmby, N. A., & Cushnie, J. L. (1989). Monitoring urban land cover changes at the urban fringe from SPOT HRV imagery in south-east England. *International Journal of Remote Sensing, 10*, σσ. 953-963.

Richards, J. A. (1984). Thematic mapping from multitemporal image data using the principal components transformation. *Remote Sensing of Environment, 16*, σσ. 35-46.

Rignot, E. J., & van Zyl, J. J. (1993). Change detection techniques for ERS-1 SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 31*, σσ. 896-906.

Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 67*, σσ. 93-104.

Singh, A. (1986). Στο *Change detection in the tropical forest environment of northeastern India using Landsat, Remote sensing and tropical land management* (σσ. 237-254). New York: J. Wiley.

Singh, A. (1989). Review Article Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing, 10*, σσ. 989-1003.

Sohl, T. L. (1999). Change analysis in the United Arab Emirates: an investigation of techniques. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 65*, σσ. 475-484.

Sui, H. G. (2002). Automatic change detection for road-networks base on features. *Ph.D dissertation*. China: Wuhan University.

Wilson, E. H., & Sader, S. A. (2002). Detection of forest harvest type using multiple dates of Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment, 80*, σσ. 385-396.

Yuhendra, Alimuddin, I., Tetuko Sri Sumantyo, J., & Kuze, H. (2012). Assessment of pan-sharpening methods applied to image fusion of remotely sensed multi-band data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 18*, σσ. 165-175.

Zhang, X. L. (2018). Practice teaching of landscape survey course based on eCognition remote sensing image interpretation technology. *Educational Sciences: Theory & Practice, 18*(5), σσ. 1411-1423.

Αργιαλάς, Δ. (1998). Ψηφιακή Τηλεπισκόπηση, Διδακτικές Σημειώσεις ΣΑΤΜ. Αθήνα: ΕΜΠ.

Καρακίζη, Χ. (2015, Οκτώβριος). Εντοπισμός Αμπελοτεμαχίων, εξαγωγή γραμμών φύτευσης και διαχωρισμός ποικιλιών αμπέλου σε δορυφορικά δεδομένα πολύ υψηλής ανάλυσης. *Μεταπτυχιακή Εργασία*. Αθήνα: ΕΜΠ, Σχολή Αγρονόμων & Τοπογράφων Μηχανικών, Τομέας Τοπογραφίας, Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης.

Μιχαηλίδου, Σ. (2011, Ιούλιος). Αυτόματη ανίχνευση μεταβολών κτισμάτων στο περιαστικό χώρο από δορυφορικές εικόνες πολύ υψηλής διακριτικής ικανότητας μέσω ανάπτυξης ασαφούς βάσης γνώσης σε αντικειμενοστραφές περιβάλλον ανάλυσης εικόνων. Αθήνα: ΕΜΠ, Σχολή Αγρονόμων & Τοπογράφων Μηχανικών, Τομέας Τοπογραφίας - Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης.

Παναγιωτίδης, Γ. (2013, Ιούλιος). Αποδελτίωση και συστηματοποίηση κανόνων αντικειμενοστραφούς ανάλυσης δορυφορικών εικόνων πολύ υψηλής χωρικής διακριτικής ικανότητας για τυπικές

κατηγορίες χρήσεων/καλύψεων γης. Αθήνα: ΕΜΠ, Σχολή Αγρονόμων & Τοπογράφων Μηχανικών, Τομέας Τοπογραφίας, Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης.

Τσόντζου, Α. (2021, Φεβρουάριος). Συνδυαστική χρήση κατηγοριών κάλυψης γης και μεταβολών για την εκπαίδευση ταξινομητών ανίχνευσης μεταβολών στη δόμηση. *Μεταπτυχιακή Εργασία*. Αθήνα: ΕΜΠ, Σχολή Αγρονόμων & Τοπογράφων Μηχανικών, Εργαστήριο Τηλεπισκόπησης.